

論文99-36S-4-7

인간 시각에 선형적인 계조 재현을 위한 프린터 보정 (Printer calibration for linearly perceived tone reproduction)

李 徹 熙 * , 李 採 守 ** , 姜 奉 秀 * , 李 應 柱 *** , 河 永 浩 *

(Cheol Hee Lee, Chae Soo Lee, Bong Soo Kang, Eung Joo Lee,
and Yeong Ho Ha)

요 약

일반적으로 잉크젯 프린터는 농도에 대해 선형적인 계조재현 특성을 나타낸다. 그러나 인간 시각의 경우 농도에 선형적인 프린터 출력에 대하여 비선형적인 지각반응을 나타낸다. 즉 농도가 큰 패치(patch)에 대해서는 명도나 색차에 대한 변별력이 작으며 농도가 작은 패치에 대해서는 좀 더 예민한 변별력을 갖는다. 따라서 농도에 선형적인 프린터 출력은 시각적인 활성영역을 줄이므로 프린터에서 구별되는 계조의 범위가 좁아진다. 그러므로 본 논문에서는 인간의 시지각 특성과 매우 상관도가 높은 CIELAB 색공간을 이용하여 균등한 명도 변화 및 색차를 나타내도록 하는 프린터 계조재현 알고리즘을 제안한다. 이때 시각적으로 균등한 변화를 나타내는 프린터의 입력값을 찾기 위해 다층 퍼셉트론 신경망(multi-layer perceptron neural network, MLP)을 이용하였다. 신경망의 학습을 위해 계조에 따른 패치를 만들고, 프린터 구동입력신호 및 패치의 측정된 값으로 신경망을 학습하였다. 학습된 신경망으로 선형적인 출력을 내는 프린터 구동신호를 찾고 LUT(look-up table)를 이용하여 프린터 입력 신호를 역으로 보정하였다. 결과, 보정된 프린터의 출력이 선형적인 계조 변화를 보였고 변화가 인지되는 계조의 범위가 늘어났으며 실영상에 대한 실험에 있어서도 우수한 화질을 보였다.

Abstract

Generally, ink-jet printers have linear tone reproduction characteristics for density. However, HVS's response to printer outputs which are linear for density is nonlinear. Human beings have a keen eye on lightness difference and color difference for patches which have low density but cannot discriminate those differences between patches which have high density. Thus, printer outputs that are linear for density reduce perceptual dynamic range and printer's output tonal range is decreased visually. In this paper, printer tone calibration technique which produces uniform lightness difference and color difference is proposed using CIELAB which are highly correlated with human visual characteristics. We used the multi-layer perceptron(MLP) neural network, to find input inking values which generate uniform lightness change and color change in the printer output. For training of the MLP, printer input values and measured values for patches were exploited. After training, we found printer input signal which produce linear tone change from output of MLP and calibrated printer input signal reversely using LUT(look-up table). As a result, calibrated printer outputs had a linear tonal change in lightness and color and recognizable tonal range for difference was extended. Proposed calibration method also showed good image quality for experiment of the real images.

* 正會員, 慶北大學校 電氣電子工學部
(School of Electronic and Electrical Engineering,
Kyungpook National University)

** 正會員, 慶雲大學校 電算情報工學科
(Dept. of Computer Information Engineering,

Kyungwoon Univ.)

*** 正會員, 東明情報通信大學校 情報通信工學科
(Dept. of Information / Communications Engineering,
Tongmyong University of Information Technology)

接受日: 1998年8月26日, 수정완료일: 1998年11月30日

I. 서 론

프린터 출력물의 화질을 결정하는 요소에는 프린터의 기계적인 특성, 잉크와 매질의 상호작용 및 서로 다른 잉크 사이의 인쇄정합 그리고 이진 출력을 위한 중간조 처리 방법 등 매우 다양하다^[1]. 또한 이들 각 인자들은 서로 결합되어 프린터의 출력에 영향을 미치므로 프린터의 출력은 비선형적인 특성을 나타낸다. 일반적으로 프린터의 농도 곡선은 대략적으로 잉크의 양에 선형적인 특성을 나타낸다. 즉 선형적으로 잉크의 양을 증가시키는 경우 중간조처리 방법 및 프린터 자체의 기계적인 안정성에 따라 차이는 있으나 농도의 변화는 거의 선형적으로 나타났다. 물리적인 측면에서 입력에 있어서의 피사체의 휘도와 출력인 농도와의 관계가 선형적이라면 계조는 바르게 나타난 것으로 볼 수 있다^[2]. 그러나 인간 시각의 경우 선형적인 잉크의 증가에 대한 명도 및 색차의 인지는 각각 지수 및 로그곡선 형태로 반응한다. 이는 4색 디지털 프린터에서 청록(cyan), 자홍(magenta), 노랑(yellow) 및 검정(black)잉크의 계조에 따른 패치의 실험 및 측정에서도 알 수 있다. 각각 선형적으로 잉크의 양을 달리 하여 제작한 패치를 정상적인 시감각을 가진 5명의 관찰자에게 나누어 주고 색차 및 명도의 차이에 따라 분류하게 하였다. 이때 모든 관찰자가 농도가 큰 패치에 대해서는 변별력이 적어 동일색 및 동일 명도로 분류한 패치의 수가 많았으며 농도가 작은 패치에 대해서는 분류된 패치의 수가 적었다. 또한 인간의 시각 인지와 상관도가 높은 CIELAB좌표계에서 명도, L^* 및 색차, ΔE^*ab 를 나타내는 곡선도 마찬가지로 지수 및 로그 형태로 변화하는 특성을 보였다. 최근에는 이러한 프린터의 비선형적인 특성을 고려하여 고차회귀방정식으로 프린터의 역함수를 구하고 이를 이용한 프린터 보정 연구가 보고 되고 있다^[3]. 그러나 보고된 방법에서는 역함수를 구하는 과정에서 각 출력된 패치의 명도 및 색차의 등지각 단계 결정과정이 관찰자에 의존적인 문제가 있다. 따라서 본 논문에서는 신경망을 이용하여 각 잉크에 대한 프린터의 입출력 특성을 모델링함으로써 이러한 문제를 단순화하였다. 보정된 프린터의 입출력 특성을 알기 위해서 청록, 자홍, 노랑 및 검정잉크의 양을 선형적으로 증가시켜 가며 각각 256단계의 패치들을 제작한 후 분광광도계를 이용하여 측정하였다. 이때, 측정된 출력값과 프린터 입력을 각

각 역으로 신경망의 입력 및 출력으로 하여 학습에 사용하였다. 학습을 마친 신경망에 CIELAB 색공간의 L^* 과 ΔE^*ab 에 대하여 선형적인 계조를 입력함으로써 신경망의 출력에서 시시각적인 측면에서 선형적인 특성을 갖게 하는 프린터 입력값을 얻었다. 다음 이를 LUT화 하여 프린터를 보정함으로써 보정된 프린터의 출력물이 시각적으로 선형적인 계조 특성을 나타내도록 하였다. 보정된 프린터의 선형성을 시험하기 위해 계조에 따른 패치를 다시 제작하여 각각 L^* 과 ΔE^*ab 측면에서 선형적인 특성을 갖는지 실험하였고 또한 계단 영상과 자연 영상에 적용하여 제안된 알고리즘의 타당성을 검토하였다. 논문의 순서로써 II장에서는 프린팅을 위한 중간조처리 방법을 알아보고 III장에서는 프린터 계조 특성곡선 및 인간의 시시각 특성을 기술한다. 이를 바탕으로 IV장에서는 역전과 신경망을 이용한 프린터 계조보정 방법을 제안하고 V장에서 제안한 프린터 보정 방법의 실험 결과를 보여준다. 그리고 VI장에서 논문의 결론을 맺는다.

II. 프린팅을 위한 중간조처리 방법

이진화를 위한 중간조처리방법은 출력영상의 화질에 매우 큰 영향을 미친다. 이러한 중간조 처리 방법에는 중간조 처리시 비교되는 화소수에 따라 화소기반 알고리즘 영역기반 알고리즘으로 분류된다^[9]. 화소기반 알고리즘은 화소 단위로 비교하여 이진출력을 얻는 것으로 순서디더링과 임의디더링이 있다. 순서디더링은 미리 정해진 $n \times n$ 임계 행렬을 현재 화소의 그레이 레벨과 비교하여 채색할 도트를 선택하는 방법으로 모든 화소에 동일한 임계 행렬을 사용하므로 병렬처리가 가능하여 빠른 출력을 얻을 수 있는 장점이 있다^[4]. 그러나 고정된 임계 행렬로 인해 출력물에 일정한 모양의 패턴이 나타나며 특히 저해상도의 프린터에서는 화질의 열화가 심한 단점이 있다. 이에 비해 임의디더링은 순서디더링과는 달리 임계치에 백색임의잡음을 섞어서 현재 화소의 임계치로 사용한다. 즉 잡음이 섞인 임계치를 현재 화소의 그레이 레벨과 비교하여 현재 화소의 그레이 레벨이 임계치 보다 클 경우 입력 영상의 최고치를 출력하고 적을 경우에는 최저치를 출력하는 방법이다. 이러한 임의디더링은 순서디더링과 같은 일정한 패턴은 나타나지 않으나 임계치 결정시

인가된 잡음으로 인해 출력이 매우 거칠게 나타나므로 잘 사용되지 않는 방법이다. 이러한 화소기반 알고리즘과 달리 영역기반 알고리즘은 이진화시 주변의 화소를 고려하여 현재 화소의 출력을 결정지으며, 대표적인 방법으로는 오차확산법이 있다. 오차확산법에서 각 화소는 일단의 고정된 임계치와 비교되어 이진화 되고 이때 화소의 그레이 레벨과 이진 출력의 차이에 해당하는 오차는 사용되는 오차 여파기의 계수들에 의해 곱해져 미리 정해진 몇 개의 주변 화소로 전파된다. 따라서 각 화소에서 발생하는 양자화 오차가 주변의 화소에서 보상됨으로 국부적인 그레이 레벨의 값은 보존되며 출력물이 고주파 성분을 지녀 순서디더링에서 나타나는 규칙적인 패턴으로 인한 화질의 열화를 보상할 수 있다. 그러나 일정한 그레이 레벨에서 벌레같은 패턴(worm-like pattern)이 발생하는 결점이 있으며 오차 보상이 많은 계산량을 가지는 단점이 있다^[5]. 따라서 최근에는 이러한 두 종류의 방법의 장점을 살린 블루노이즈 중간조처리(blue-noise halftoning)방법이 많이 연구되고 있다. 이때 블루노이즈란 저주파 성분이 적고 고주파 영역이 평탄한 전력 스펙트럼을 말한다. Mitsa 와 Paker는 주파수 영역에서 출력 이진패턴이 오차확산법과 같이 고주파의 블루노이즈 특성을 가지며 공간영역에서는 입력 화소의 그레이 레벨을 가지도록 하는 중간조처리 방법을 제안하였다^[6].

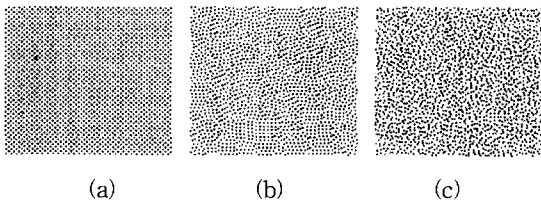


그림 1. 중간조 처리된 이진영상 (a) Bayer의 순서디더링 (b) Floyd and Steinberg의 오차확산법 (c) Mitsa and Paker의 블루노이즈 중간조법
 Fig. 1. Halftoned binary images (a) Bayer's order dithering (b) Floyd and Steinberg's error diffusion (c) Mitsa and Paker's blue noise halftoning.

이러한 블루노이즈 중간조처리법은 순서디더링과 마찬가지로 고정된 마스크를 사용하여 화소 단위로 비교하므로 오차확산법보다 빠른 수행속도를 가지며 출력 패턴의 블루노이즈 특성으로 인해 순서디더링과 같은 규칙적인 패턴이 나타나지 않는다. 그림 1은 각각

Bayer순서디더링^[7], Floyd and Steinberg오차확산법^[8], Mitsa and Paker의 BIPPSMA (binary pattern power spectrum manipulating algorithm) 블루노이즈 중간조 처리된 그레이 레벨 227에 해당하는 이진 영상들이며 그림 2는 그림 1영상들의 방사상 전력 스펙트럼(radially averaged power spectrum)을 보여준다^[9].

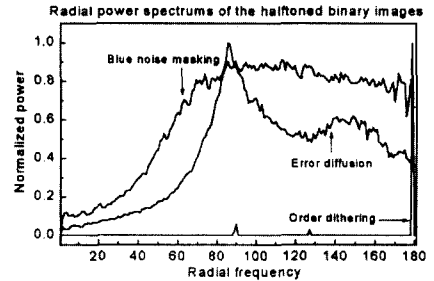


그림 2. 중간조처리된 이진영상들의 방사상 전력 스펙트럼
 Fig. 2. Radially averaged power spectrum of the halftoned binary images.

$$P_r(f_r) = \frac{1}{N_r(f_r)} \sum_{(u^2+v^2)^{1/2}=f_r} \hat{P}(u, v) \quad (1)$$

수식1은 방사상 전력 스펙트럼을 나타낸다. 이때 $\hat{P}(u, v)$ 은 푸리에 변환된 이진영상을 나타내며 방사상 주파수 f_r 은 주파수 영역에서 $(u, v)=(0, 0)$ 인 DC영역으로부터의 방사상 거리를 나타낸다. 그리고 $N_r(f_r)$ 은 주파수 영역에서 동일한 반경안에 있는 샘플의 수를 나타낸다. 따라서 방사상 전력 스펙트럼은 2차원 전력 스펙트럼을 1차원으로 단순화한 것을 말한다. 그림2에서 보는 바와 같이 블루노이즈 중간조 처리된 영상은 오차확산법에 의한 영상과 마찬가지로 고주파 영역에서 평탄한 에너지를 가지는 블루노이즈 특성을 나타내므로 순서 디더링과 같이 주로 특정한 주파수에서만 많은 에너지를 가질 때 발생하는, 공간영역에서의 규칙적인 패턴이 나타나지 않는다. 그림2에서 오차확산법의 경우 방사상 주파수 90 근처에서 제 2 고조파와 같은 극치를 가진다^[10]. 이것은 오차확산법으로 이진화된 영상이 블루노이즈보다 더 규칙적인 패턴을 가진다는 것을 말한다. 즉 임의디더링으로부터 블루노이즈, 오차확산법 및 순서디더링에 대한 주파수 영역의 응답은 완전한 백색 잡음에서 블루노이즈 형태 그리고 최종적으로는 그림 2의 Bayer순서디더링과 같

이 극히 제한된 주파수 영역에서만 에너지를 지니는 임펄스형태의 주파수 특성으로 진행된다는 것을 알 수 있다. 따라서 사용된 블루노이즈 중간조 처리법의 경우에는 오차확산법보다는 더 많은 블루노이즈를 특성을 나타내므로 그림 1과 같이 오차확산법보다 더 거친 영상이 나타나며 영상의 경계 부분이 명확하지 않은 단점이 있다.

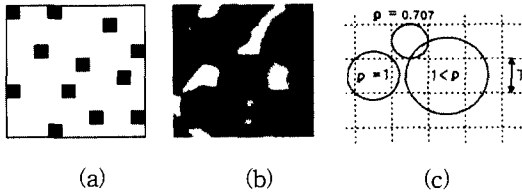


그림 3. 중간조 처리된 도트 패턴들과 Pappas의 모델: (a) 이상적인 도트패턴 (b) 실제적인 프린터에서의 도트패턴 (c) Pappas의 원형도트 중첩모델

Fig. 3. Dot pattern of a halftoned image and Pappas model: (a) ideal dot pattern (b) dot pattern in a real printer (c) Pappas circular dot-overlap model.

그림3(a)는 그림1을 확대한 것으로 블루노이즈 중간조처리된 이상적인 이진 도트 패턴을 나타낸다. 그러나 실제의 프린터에서 출력된 도트는, 이상적인 정방형 혹은 다각형의 도트로 표현되지 않으며 그림3(b)와 같이 거의 원형에 가까운 모양을 나타낸다. 그림 3(b)는 잉크젯 프린터를 이용하여 격자형 배열로 도트를 출력한 후 이를 확대한 영상이다. 그림에서와 같이 격자형 모양으로 배열된 각각의 도트들은 거의 원형에 가까운 모양을 나타내며, 도트들은 서로 중첩되어 배치됨을 알 수 있다. 이러한 중첩된 영역으로 인하여 출력된 영상의 명도는 이상적인 중간조 처리 영상보다 더 낮게 나타나며 비선형적인 특성을 나타낸다. Pappas는 이러한 프린터의 왜곡을 보상하기 위해 출력된 중간조 영상의 채색 면적을 모델링한 원형도트 중첩모델(circular dot-overlap model)을 제안하였다^[11]. 이 모델에서 ρ 는 이상적인 도트 반지름에 대한 실제 원형도트 반지름의 비를 나타낸다. 이때 이상적인 도트 반지름이란 격자를 완전히 메울 수 있는 거리, 즉 격자의 중심에서 꼭지점까지의 거리를 나타낸다. 일반적으로 프린터의 ρ 는 그림3(c)에서 보는 바와 같이 1보다 큰 값을 갖는다. Pappas는 그의 모델에서 출력도트가 원형이라는 가정아래 ρ 값만으로 실

제의 채색면적을 추정할 수 있는 식을 제안하고 이것을 오차확산법에 적용하여 도트중첩 현상으로 발생하는 국부적인 프린터의 왜곡을 고려하는 오차확산모델을 제안하였다. 본 논문에서는 측정기반 방법과 더불어 원형도트 중첩모델을 적용한 모델기반 방법으로 잉크젯 프린터 보정에 적용하였으며 비교 결과 Pappas의 방법이 비교적 유용하였으나 중간 그레이 레벨 영역에서 중첩모델로 추정된 명도가 실제 측정결과에 비해 더 낮게 나타남을 알 수 있었다. 또한 그림3(b)에서 보는 바와 같이 채색된 도트가 완전한 원형이 아니며 또한, 프린팅시 아직 종이에 흡수되지 않은 잉크가 헤드의 진행방향으로 퍼지면서 생기는 도트패턴의 왜곡과 프린터 헤드에서 주 잉크 방울이 분사될 때 주 잉크 방울의 주변에 원하지 않는 미세한 작은 잉크 방울이 위성처럼 분사될 수 있으며 종이의 백색면에 도달하기 전에 이 위성이 다시 주 잉크방울에 합쳐지지 않는 경우에는 원형 도트 주변에 작은 타원 형태의 미세한 도트를 발생하여 왜곡이 생기므로 잉크젯 프린터의 경우, 원형도트 중첩모델에서 프린터 출력을 추정시 중요한 인자인 ρ 값을 정하기가 어려움을 알 수 있다.

III. 프린터 계조 특성곡선과 인간의 시지각 특성

본 장에서는 농도에 따른 프린터의 계조 특성 곡선을 살펴본다. 그리고 농도에 선형적인 프린터 출력에 대한 인간의 시지각 특성을 실험한다. 실험의 결과를 바탕으로 인간의 시각감과 밀접한 관계가 있는 CIELAB을 사용하여 프린터 계조 특성 곡선을 분석하고 마지막으로 원형도트 중첩모델을 이용한 프린터 보정의 가능성을 실험한다.

1. 농도에 따른 프린터의 계조특성곡선

농도는 물체의 진하기를 객관적으로 나타내기 위한 척도로, 특히 사진 영상이나 인쇄영상의 진하기를 나타내는데 잘 이용되어 진다^[12]. 따라서 농도는 객관적인 측면에서 적절한 계조재현의 척도로 사용될 수 있으며 이때 피사체의 휘도와 출력인 농도와의 관계가 선형적이라면 계조는 바르게 나타난 것으로 볼 수 있다^[12]. 농도는 측정대상에 따라 투과 농도와 반사 농도로 나뉘어 지며 필름과 같이 측정 대상물이 빛을 투과할 경우, 물체의 농도를 투과 농도라 하고 대상물이

인화지의 사진이나 인쇄물 같이 빛을 반사하는 물체의 농도를 반사농도라고 한다. 이때 반사율, R 및 반사농도, D_R 은 다음식과 같이 정의된다.

$$R = \frac{I}{I_0} \tag{2}$$

$$D_R = \log_{10} \frac{I_0}{I} = \log_{10} \frac{1}{R} \tag{3}$$

그림 4에서 I_0 는 입사되는 빛의 세기이다. 이때 I_0 및 I 는 각각 표준 백색면과 측정하고자 하는 시료에서 반사되는 빛의 세기를 나타낸다.

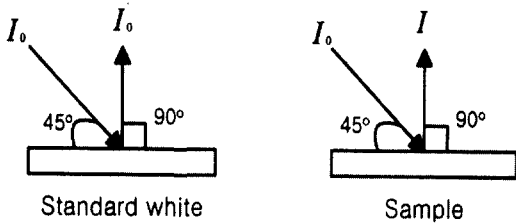


그림 4. 반사농도의 정의
Fig. 4. Definition of reflectance density.

실험에서 반사농도를 측정할 때는 표준 백색면 혹은 완전확산 반사면의 농도를 0으로 하거나, 또는 측정대상이 사진이나 인쇄물의 경우, 인화지 혹은 종이의 백색면의 농도를 0으로 하여 반사 농도값을 나타내는 경우가 많다. 본 논문에서는 300 [dpi] 해상도를 가지는 잉크젯 프린터에서 선형적으로 잉크의 양을 증가시켜 만든 패치의 농도를 농도계를 이용하여 측정하였다. 이때 프린팅된 패치의 농도는 인쇄되지 않은 패치의 백색면 농도를 0으로 맞추었을 때 상대적인 반사농도를 말한다. 또한 각 잉크에 대한 해석농도 C_c , M_m , Y_y , K_k 이다^[2]. 실험에서 패치는 블루노이즈 중간조처리를 하였다. 측정에 있어서 농도계의 기계적인 특성을 고려하여 패치의 크기는 가로, 세로 2.8cm이며 LG GIP-6000 검정의 경우 256단계, HP-660k의 경우 검정은 16단계 청록, 자홍, 노랑은 각각 64단계의 계조를 나타낸다. 또한 각 패치에 대한 측정시 측정 위치를 변경하며 5번씩 농도를 측정한 후 측정값의 평균을 구하였다.

그림5, 6에서 보는 바와 같이 잉크의 양에 대한 농도 변화는 전체적으로는 선형적이거나 부분적으로 톱니모양의 연속적이지 못한 계조 특성을 나타내고 특히 어두운 영역으로 갈수록 그러한 변화가 더 커짐을 알

수 있다. 이것은 잉크의 양에 따른 프린터의 출력 특성이 안정적이지 못하다는 것을 말한다. 즉 프린팅시 잉크의 양이 많을수록 건조시간이 많이 요구되나, 잉크가 마르기 전에 분사된 잉크방울이 프린터헤드의 진행방향으로 퍼지거나 혹은 인쇄정합과 같은 현상으로 인하여 잉크가 종이에 고르게 분포되지 않을 뿐만 아니라 어떤 영역에서는 종이의 백색면이 그대로 드러남으로 잉크양의 미세한 증가에 비해 더욱 크거나, 혹은 작은 농도를 나타내게 된다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서는 측정을 위한 패치의 수를 많이 하거나 혹은 동일 패치에 대한 측정횟수를 높임으로써 오차를 줄일 수 있을 것으로 생각된다. 본 논문에서는 각 패치에 대해 5번의 측정으로 반사농도를 구하였다. 실험에 사용한 잉크젯 프린터들의 경우 모든 잉크에 대해 반사농도는 거의 선형적인 변화를 보였다. 그러나 농도의 선형적인 증가에 대한 시각의 반응은 선형적이지 않다. 실제로 농도값이 작을수록 명도 및 색차의 변화를 잘 인지하였으며 농도값이 클수록 변화를 잘 인지하지 못하였다.

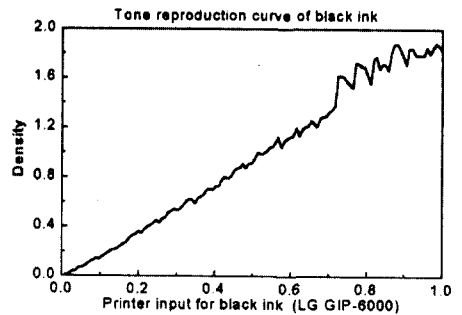


그림 5. 잉크젯 프린터 A의 검정잉크에 대한 농도곡선
Fig. 5. Density curve for black ink of ink-jet printer A.

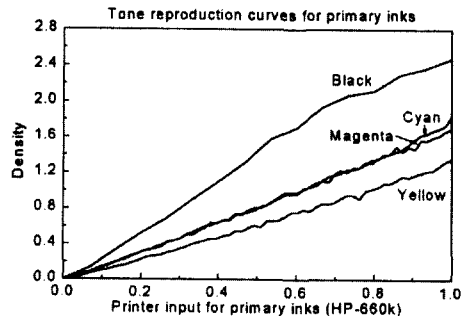


그림 6. 잉크젯 프린터 B의 주 잉크에 대한 농도곡선
Fig. 6. Density curve for primary inks of ink-jet printer B.

2. 패치에 대한 인간의 시지각 특성 실험

농도에 선형적인 프린터 계조 특성곡선에 대한 인간 시각의 반응을 알아보기 위해 정상적인 시각자를 가진 5명의 관찰자를 대상으로 하여 농도 측정시 사용한 패치를 사용하여 시각테스트를 하였다. 즉 각각의 관찰자에게 순차적으로, 프린터 A로 만든 동일한 256개의 검정패치를 나누어주고 명도에 따른 분류를 하게 하였다. 먼저 대략적으로 명도에 따라 패치를 몇 개의 클러스터로 나누도록 하고 각각의 클러스터에 대해 명도 차이가 느껴질 때까지 패치를 분류하여 256개의 패치가 몇 개의 클러스터로 나누어지며 각 클러스터는 몇 개의 패치로 구성되는지를 실험하였다. 이때 관찰자에게 시간은 제한하지 않았으며 균일한 조명아래 실험을 하였고 패치와의 거리는 대략 30~40cm가 유지되도록 하였다. 결과, 관찰자의 분류하는 시간에 따라 분류되는 패치의 단계는 대략 비례하였으며 분류시간에 따라 최소 23단계에서 최대 28단계까지의 클러스터들로 분류를 하였다. 그림7은 각 관찰자들의 분류결과를 28 단계에 맞추어 평균한 결과이다.

그림7의 결과에서 알 수 있듯이 농도가 큰 어두운 영역의 패치들에 대해서는 동일 명도로 분류되는 패치의 수가 많았고 반대로 농도가 작은 밝은 영역의 패치들에 대해서는 명도에 대해 높은 변별력을 가지므로 동일한 명도로 분류되는 패치들의 수가 적었다. 그리고 분류되는 패치의 수는 대략적으로 지수 형태로 나타났다. 이는 다음에 설명될 CIELAB 및 모델을 이용한 프린터의 명도계조 곡선과 근사한 형태를 보였다. 그러나 전술한 바와 같이 잉크의 양에 따른 프린터의 출력 안정성이 고르지 못하여 동일한 중간조 방법에 대해서도 패턴이 거칠게, 혹은 부드럽게 느껴지거나 균일하지 못한 채색 등으로 명도가 아닌 패턴의 차이에 따라 분류를 하는 경우도 있어 분류되는 패치수의 추이가 고르지 못한 결과를 나타냈다. 또한 본 실험에서는 휘도의 변화에 의한 명도의 대조 변화를 고려하지 않기 위해 보정전과 보정후 출력물을 동일한 휘도 아래 비교하는 경우로 제한하였다. Stevens에 의하면 휘도의 크기가 증가할수록 인지되는 명도의 대조가 증가하며 반대로 휘도의 크기가 작아질수록 명도의 대조는 감소한다^[13]. 그러므로 동일한 관찰자에 대해서 조명을 달리하며 휘도를 변화시킬 경우 밝은 조명아래에서는 분류되는 클러스터의 수가 더 커지고 각 클러

스터에 속하는 평균 패치의 수는 적어지며, 반대로 어두운 조명아래에서는 분류되는 클러스터의 수가 적고 각 클러스터에 속하는 평균 패치 수는 증가된다.

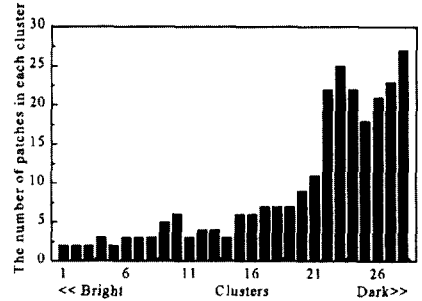


그림 7. 검정패치의 명도에 따른 분류 결과
Fig. 7. The classification of black patch according to lightness.

휘도 변화에 따른 대조 변화는 색지각에도 동일하게 적용된다. 즉 물체의 칼라 어피어런스(color appearance)는 전체적인 휘도 레벨이 변할 때 크게 변한다. Hunt에 의하면 주어진 칼라자극의 휘도가 증가함에 따라 인지되는 칼라풀니스(colorfulness) 또한 증가된다는 것이다^[13]. 이를 다시 표현하면 밝은 곳에서 느낀 칼라풀니스를 어두운 곳에서 동일한 자극량으로 느끼기 위해서는 높은 색순도의 자극이 요구된다. 그러므로 칼라패치들의 실험에서도 마찬가지로 휘도자극의 크기에 비례하여 계조의 대비가 증가함을 알 수 있다.

3. CIELAB을 이용한 프린터 계조 특성 분석

색을 정량적으로 표시하는 것을 표색이라 하며 표색을 위한 일련의 규정과 정의로부터 이루어진 체계를 표색계 혹은 색공간 이라고 한다. 표색계는 크게 혼색계와 현색계로 나누어지며 CIELAB은 혼색계에 속한다. 대표적인 균등지각 색공간인 CIELAB은 다른 혼색계 좌표계들과 마찬가지로 인간시각시스템의 생리학적인 시지각 과정을 더 정확히 모델링하기 위한, CIEXYZ 3자극치로부터의 비선형적인 변환이다. 다음 식들은 CIEXYZ의 XYZ와 CIELAB(1976)의 $L^*a^*b^*$ 사이의 관계를 나타낸다.

$$L^* = 116f(Y/Y_n) - 16 \quad (4)$$

$$a^* = 500 [f(X/X_n) - (Y/Y_n)] \quad (5)$$

$$b^* = 200 [f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (6)$$

$$f(w) = \begin{cases} (w)^{1/3} & w > 0.008856 \\ 7.787(w) + 16/116w \leq 0.008856 \end{cases} \quad (7)$$

여기서 X_n, Y_n, Z_n 은 완전확산반사면의 3자극치이고 Y_n 은 100으로 규격화 된다. 식 5의 3승근은 측정된 물리적 에너지 크기와 지각의 반응 사이에 전형적인 압축반응을 모델링하기 위해 고안되었으며^[13] 식 4~6의 상수들은 균일지각공간을 위한 $L^*a^*b^*$ 사이에 적절한 관계식을 나타내기 위해 사용되었다^[13]. CIELAB에서 L^* 은 인지되는 명도에 관계하며 기준점에 대해서는 0, 그리고 기준확산반사면에 대해서는 100을 나타낸다. 또한 a^* 와 b^* 는 각각, 빨강-녹색과 노랑-청색의 색인지와 관계된다. 이 값들은 모두 음수와 양수값을 가지며 CIELAB a^*b^* 평면에서 a^* 의 경우 빨강에 가까울수록 양수, 녹색에 가까울수록 음수를 가지며 무채색자극에 대해서는 0의 값을 가진다. b^* 의 경우에는 노랑에 가까울수록 양수를 띠며 무채색의 경우에는 마찬가지로 0이된다. 색인지에 관계하는 a^* 와 b^* 신호는 서로 결합되어 다음 수식들과 같이 채도(chroma), C_{ab}^* 색상각(hue), h_{ab} 및 두 축색치간의 색차, ΔE_{ab}^* 의 심리량에 근사적으로 대응하는 상관량으로 사용된다.

$$C_{ab}^* = \sqrt{(a^*)^2 + (b^*)^2} \quad (8)$$

$$h_{ab} = \tan^{-1}(b^*/a^*) \quad (9)$$

$$\Delta E_{ab}^* = \{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2\}^{1/2} \quad (10)$$

본 논문에서는 시지각에 선형적인 프린터의 제조재현을 위하여 흑백자극에 대해서는 CIELAB의 명도에 해당하는 L^* 을 척도로 사용하였고 색자극에 대해서는 축색치간의 색차를 나타내는 ΔE_{ab}^* 신호를 선형적인 시지각의 척도로 사용하였다. 그림8은 보정하기 전의 잉크젯 프린터A에서 검정잉크의 입력값에 대한 프린터의 명도제조 재현곡선을 나타낸다. 이 값들은 농도 측정시 사용한 패치를 Minolta CM-3600d 분광광도계를 이용하여 얻은 측정값이다. 측정조건으로는 칼라 복제물의 평가에 많이 사용되는 D50 보조표준광원과 2° 시야를 사용하여 패치를 각 3회 측정후 평균을 취하였다.

그림8에서 보는 바와 같이 사용된 잉크젯 프린터에서 명도의 기울기는 각 단계에서 비선형적이다. 따라

서 어두운 패치에서는 명도의 기울기가 낮으므로 지각되는 명도의 변화량이 적고 밝은 패치에 대해서는 명도의 변화가 큼을 알 수 있다. 다음은 색차의 변화를 나타낸다.

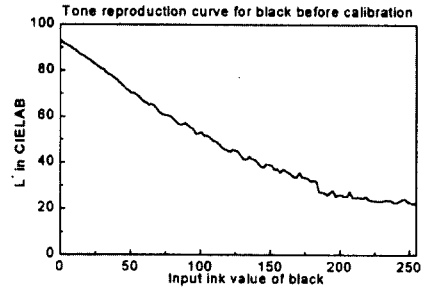


그림 8. 잉크젯 프린터A에서 검정잉크의 명도에 대한 제조재현곡선

Fig. 8. Tone reproduction curve for lightness of black ink in the ink-jet printer A.

그림9는 각각 청록, 자홍, 및 노랑잉크에 대한 프린터의 색차신호 제조곡선을 나타낸다. 각 단계에서 ΔE_{ab}^* 는 종이의 백색면에 대한 각 단계에서의 색차를 나타낸다.

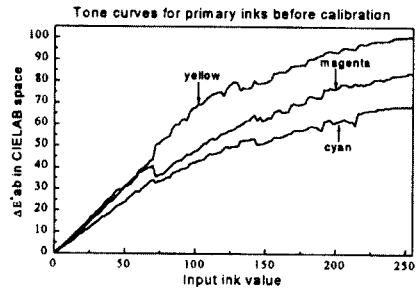


그림 9. 프린터 A에서 주잉크의 색차에 대한 제조곡선
Fig. 9. Tone curve for color difference of primary inks in the printer A.

그림9로부터 선형적인 잉크의 증가에 따라 지각되는 색차의 변화는 농도가 낮은 영역에서는 선형적으로 증가하다가 중간 영역에서부터는 색차의 변화가 줄어들며 농도가 큰 영역에서는 색차의 변화가 거의 없어짐을 알 수 있다. 따라서 농도에 선형적인 패치에 대해 지각되는 색의 변화량도 명도 변화와 마찬가지로 등지각적이지 못함을 알 수 있다.

4. 원형도트 중첩모델을 이용한 프린터 제조특성 분석

프린터에서 영상의 한 화소는 몇 개의 도트의 집합

으로 이진 중간조 처리되어 연속 영상의 계조를 표현한다. 이때 프린트되는 각 도트는 원형에 가까운 모양을 띠며 주위의 채색 도트와 서로 겹치는 도트중첩이 일어난다^[14]. 따라서 채색되지 않은 도트의 영역에도 그림10(a)에서 α , β , γ 와 같이 채색 영역이 생긴다. 그림10(b)는 채색된 도트를 1로 표현했을 때 도트중첩 현상을 고려한 각 도트들의 그레이 레벨을 나타낸다.

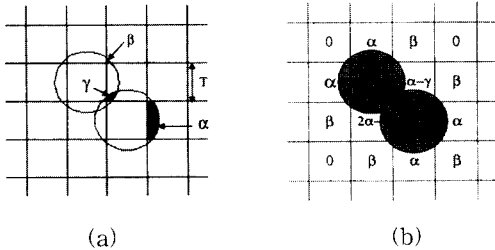


그림 10. Pappas의 모델 (a) 원형도트 중첩모델 (b) 추정된 그레이 레벨

Fig. 10. Pappas's model (a) Circular dot-overlap model (b) predicted gray level.

즉 한 도트의 그레이 레벨은 자신과 주변의 도트들을 고려하여 표현될 수 있으며 이는 수식11과 같이 정의된다.

$$P_{i,j} = P(W_{i,j}) = \begin{cases} 1, & \text{if } b_{i,j} = 1 \\ f_1\alpha + f_2\beta - f_3\gamma, & \text{if } b_{i,j} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

수식11에서 $W_{i,j}$ 는 이웃하는 8개의 도트들을 말하며 다음과 같이 표시된다.

$$W_{i,j} = \begin{bmatrix} b_{nw} & b_n & b_{ne} \\ b_w & b_{i,j} & b_e \\ b_{sw} & b_s & b_{se} \end{bmatrix} \quad (12)$$

또한 f_1 은 수평과 수직방향으로 이웃하는 도트들의 수를 말하며 f_2 는 수평과 수직방향의 도트가 없을 때 대각선 방향으로 존재하는 도트의 수를 나타내고 f_3 는 수평과 수직방향으로 동시에 존재하는 도트쌍의 수를 말한다. 그리고 α , β , γ 는 이상적인 도트 반지름에 대한 실제 원형도트 반지름의 비를 나타내는 ρ 의 함수로 정의되며 아래의 수식과 같다.

$$\alpha = \frac{1}{4}\sqrt{2\rho^2 - 1} + \frac{\rho^2}{2} \sin^{-1}\left[\frac{1}{\sqrt{2\rho}}\right] - \frac{1}{2} \quad (13)$$

$$\beta = \frac{\pi\rho^2}{8} - \frac{\rho^2}{2} \sin^{-1}\left[\frac{1}{\sqrt{2\rho}}\right] - \frac{1}{4}\sqrt{2\rho^2 - 1} + \frac{1}{4} \quad (14)$$

$$\gamma = \frac{\rho^2}{2} \sin^{-1}\left[\sqrt{\frac{\rho^2 - 1}{\rho^2}}\right] - \frac{1}{2}\sqrt{\rho^2 - 1} - \beta \quad (15)$$

즉, (i, j) 위치에서 도트의 그레이 레벨은 자신이 채색되는 경우에는 1, 그리고 채색되지 않은 경우에는 주변 8개의 도트들로 인해 발생하는 채색면적으로 자신의 그레이 레벨이 결정된다.

본 논문에서는 원형도트 중첩모델을 이용하여 프린터의 계조를 추정하는 알고리즘을 제안한다. 각 그레이 레벨에 따른 출력 계조를 구하는 방법은 그림11과 같다.

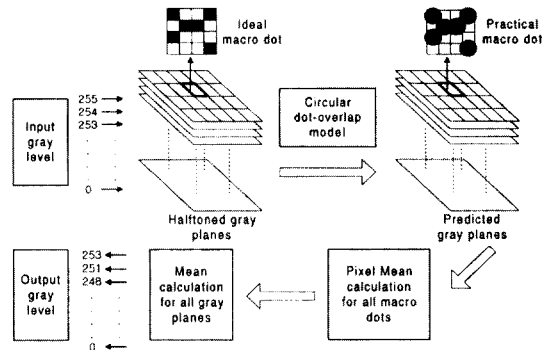


그림 11. 원형도트 중첩모델을 이용한 프린터 출력추정

Fig. 11. Printer output prediction with circular dot-overlap model.

그림11에서 보는 바와 같이 영상의 각 화소는 4×4 도트집합, 매크로 도트(macro dot)에 대응된다. 이때 매크로 도트의 크기는 프린터의 해상도에 의해 결정된다. 즉 모니터의 해상도를 78~82 [dpi]라고 했을 때 모니터에 출력된 영상을 물리적인 크기의 변화없이 300 [dpi]의 해상도를 갖는 프린터에서 출력시 가로와 세로 방향으로 4×4 의 크기에 해당된다^[15].

먼저, 각 매크로 도트를 이용하여 각 그레이 레벨에 대하여 중간조 처리된 매크로 도트의 집합인 그레이 레벨 평면을 만든다. 이때 각 평면의 크기는 중간조 처리방법에 의존한다. 즉 순서디더링의 경우 동일한 임계행렬을 사용하므로 각 그레이 레벨에 대하여 하나의 매크로 도트를 갖는다. 그러나 블루노이즈 중간조 처리법 경우에는 동일한 그레이 레벨인 경우에도 다양한 형태의 매크로 도트들이 발생한다. 그러므로 블루노이즈 중간조처리의 경우에 그레이 레벨 평면에서 도트의 수는 매크로 도트 하나의 도트수 \times 블루노이즈 마

스크의 크기로 정하였다. 일단 그레이 레벨 평면이 만들어 지면 원형도트 중첩모형을 이용하여 각 평면에서 도트의 중첩을 계산하고 각 매크로 도트들의 그레이 레벨을 계산한다. 영상의 화소에 대응되는 매크로 도트들의 그레이 레벨 계산이 끝나면 최종적으로 각 그레이 평면에서 매크로 도트들의 평균을 구하여 프린터의 입력 그레이 레벨에 대한 출력 그레이 레벨을 추정한다. 식16은 k번째 그레이 레벨의 추정된 출력 그레이 레벨을 나타낸다.

$$G_k = \frac{255}{N \cdot N_{macrodot}} \sum_{i,j=1}^{N_v \times N_H} \quad (16)$$

식16에서 $P_{i,j}^k$ 는 k번째 그레이 레벨에서 도트의 추정된 그레이 레벨이며 0과 1사이의 값을 갖는다. 그리고 N_v , N_H 는 각 그레이 레벨 평면의 세로 및 가로 방향 도트의 수이며 N_{dot} 는 매크로 도트들을 이루는 도트들의 갯수이고 $N_{macrodot}$ 는 그레이 평면을 이루는 매크로 도트들의 갯수를 가르킨다. 그러므로 제안된 모델기반 계조 추정 알고리즘의 출력은 블루노이즈 중간조 처리시 발생하는 다양한 매크로 도트들에 대하여 중첩을 고려한 평균 그레이 레벨을 말한다. 다음은 원형도트 중첩 모델을 이용해 추정된 잉크젯 프린터 A의 계조특성곡선을 나타낸다.

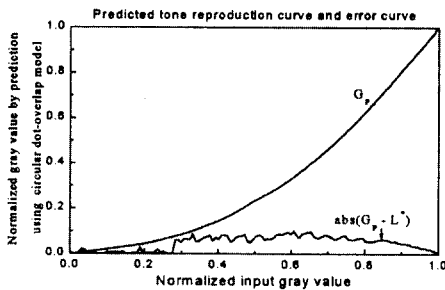


그림 12. 프린터A의 추정된 계조곡선과 측정치 L^* 과의 오차특성곡선
 Fig. 12. Predicted tone reproduction curve of the printer A and error curve between L^* and predicted gray level.

그림12에서 오차 곡선은 점성잉크에 대한 명도측정을 통해 얻은 값과 추정된 그레이 레벨 G_p 와에 절대값 오차를 나타낸다. 이때 L^* 과 추정된 그레이 레벨 값을 모두 0과 1로 정규화 했다. 이것은 신경망 학습시 입력값들을 모두 정규화하여 학습하기 때문에 정규

화한 후 오차를 비교 하였다. 오차비교 결과 두 곡선 사이의 상관계수는 0.9944였으며 평균오차는 256단계의 그레이 레벨에 대해 4.858389였고 최대오차는 그레이 레벨 192에서 20.61853 그리고 최소오차는 그레이 레벨 255에서 0으로 나타났다. 실험결과 모델과 측정치 사이에 비교적 오차가 적으며 측정에 의한 계조와 높은 상관관계를 가짐을 알 수 있다. 그러나 영상에서 분포가 많은 중간 레벨에서 오차가 크며 전송한 바와 같이 원형중첩모델 적용시 가장 중요한 요소인 ρ 를 구하기가 어렵다는 단점이 있다.

IV. 신경망을 이용한 시각에 선형적인 프린터 계조 재현

1. CIELAB공간에서의 명도와 색도에 대한 등지각 정의

3장에서 CIELAB 및 모델에 기반한 프린터 계조 분석을 통하여 농도에 선형적에 프린터의 출력이 명도 및 색차에 대해 선형적이지 않음을 알 수 있었다. 또한 이것은 패치에 대한 시각 실험에서도 거의 동일한 결과를 보였다. 따라서 본 논문에서는 인간 시각적인 면에서 등지각을 나타내는 프린터 출력을 얻기 위한 척도로 명도 및 색차에 대해서 각각 CIELAB의 L^* 및 ΔE_{ab}^* 에 대한 선형적인 출력을 얻는 것으로 정의하였다.

먼저 명도의 등지각은 그림8의 그래프를 선형화 하는 것으로 정의하였다. 이때 원하는 n단계의 등지각 명도차는 최대 명도와 최소 명도의 차이를 n-1로 나누는 식17와 같다.

$$\Delta L^* = \frac{L_{max}^* - L_{min}^*}{n-1} \quad (17)$$

그러므로 디지털 프린터에서 점성잉크의 k번째 값에 대한 출력 등지각 명도의 일반형은 식18과 같이 표현된다.

$$L_k^* = L_{max}^* - \Delta L^*(k-1) \quad (18)$$

또한 색자극의 등지각 재현에 대해서는 그림9의 색차계조 재현곡선을 선형화 하는 것으로 정의했다. 즉 종이의 백색면에서부터 잉크의 양을 높여나갈 때 각 단계에서의 느끼는 색차가 동일하도록 함으로써 색차

에 있어 등지각을 이루도록 하였다. 칼라 잉크에 있어 원하는 n단계의 등지각 색차, ΔE^* 및 k번째 등지각 색차의 일반항, E_k^* 는 각각 식 19, 20과 같다. 이때 각 단계의 색차, ΔE_{ab}^* 는 E^* 로 정의한다.

$$\Delta E^* = \frac{E_{\max}^* - E_{\min}^*}{n - 1} \quad (19)$$

$$E_k^* = E_{\min}^* + \Delta E^*(k - 1) \quad (20)$$

2. 구성된 신경망의 구조

그림 8, 9은 프린터의 선형적인 구동 신호 K, C, M, Y에 대한 명도 및 색차 출력곡선을 나타낸다. 따라서 명도와 색차에 대해 선형적인 출력을 얻기 위해서는 그림 8, 9의 출력 곡선 각각에 대한 역함수 형태의 프린터 구동 신호를 찾아야 한다. 본 논문에서는 이러한 명도 및 색차에 대한 선형적인 출력을 내는 프린터 구동 신호를 찾기 위하여 MLP를 사용하였다^[16]. MLP에서는 은닉층을 다수 개 둘 수 있지만 본 논문에서는 그림 13와 같이 하나의 은닉층을 사용하여 1-20-1 구조의 MLP를 구성하였다. 그림에서 X는 1차원 입력층 특징벡터이며, H는 20차원의 은닉층 출력 벡터이고 O는 1차원의 출력층 출력벡터를 나타낸다. 그리고 W^1, W^2 는 각각 입력층과 은닉층 및 은닉층과 출력층 사이의 가중치 행렬을 나타낸다. 구성된 신경망에서 입력층과 출력층은 모두 1차원이므로 가중치 행렬 W^1, W^2 는 각각 q차원의 벡터가 되며 연결강도 성분 w_{ji}, w_{ki} 에 의해 식21와 22처럼 나타낼 수 있다.

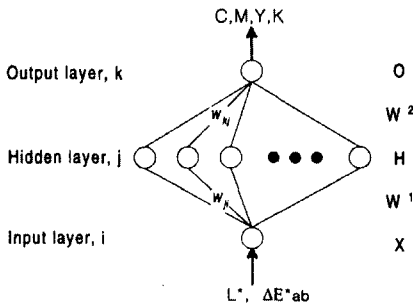


그림 13. 1-20-1 신경망의 구조
Fig. 13. Structure of 1-20-1 neural network.

$$W^1 = [w_{11} \ w_{21} \ \dots \ w_{q1}]^T \quad (21)$$

$$W^2 = [w_{11} \ w_{12} \ \dots \ w_{1q}] \quad (22)$$

MLP의 은닉층 출력벡터는 특징벡터 X와 W^1 의 내적으로 표현된다. 이때 은닉층의 각 노드 출력은 다음과 같다.

$$h_j = f(w_{ji} x + \theta_j), \quad j = 1, \dots, q \quad (23)$$

출력층의 각 노드 출력은 은닉층과 출력층의 가중치 성분과 은닉층 출력에 의해 식 24와 같이 결정된다.

$$O = f\left(\sum_{j=1}^q w_{kj} h_j + \theta\right) \quad (24)$$

식23과 24에서 θ_j 및 θ 는 은닉층 및 출력노드의 임계치를 나타내며, $f(\cdot)$ 는 활성화함수를 를 가르킨다. 구성된 MLP에서 활성화함수는 식25의 시그모이드 (sigmoid) 함수로 정의했다.

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (25)$$

MLP구성후 가중치를 결정하기 위해 오류역전파 (error back-propagation, BP)알고리즘을 사용하였다. BP는 신경망을 학습시킬 때 신경망 출력층 노드에 대하여 원하는 출력과 신경망의 입력된 패턴에 대한 출력치간의 오차값을 최소화 하는 방법이다^[17]. 이때 출력 노드에서 오차는 식 26과 같이 정의된다.

$$E_p = \frac{1}{2} (t_p - O_p)^2 \quad (26)$$

식26에서 t_p 는 입력치 p에 대한 출력 노드의 목표치이며 O_p 는 신경망의 실제 출력치이다. 가중치의 변화는 식27과 같이 오류를 감소시키는 방향으로 진행된다.

$$\Delta W_{ki} = -\eta \frac{dE}{dW_{ki}} = \eta \cdot \delta_k \cdot o_i \quad (27)$$

이때 출력층 노드의 역전파 오차는 식28과 같고

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk} (1 - o_{pk}) \quad (28)$$

은닉층의 역전파 오차는 식29과 같다.

$$\delta_{nj} = o_{nj} (1 - o_{nj}) \sum_k \delta_{pk} W_{kj} \quad (29)$$

δ 계산후 가중치 변경은 식30과 같다.

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta (\delta_j o_i) + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (30)$$

여기서 n은 학습횟수, 즉 가중치의 조절회수이고

η 는 학습의 속도를 정하는 상수이다. 그러나 η 이 크면 수렴하지 않고 진동하는 경우가 생기므로 오차의 진동을 감소시켜 수렴을 빨리하고 지역최소값(local minima)에 수렴하는 것을 방지하도록 하기 위해 관성율이라 부르는 상수 α 를 1회 이전의 학습 회수의 가중치 변화량에 적용시킨다.

3. 신경망의 학습과 정확도 실험

구성된 신경망의 학습과 정확도 실험을 위해 C,M,Y,K 각 잉크당 256개의 패치를 제작하였다. 그리고 각 잉크에 대하여 홀수번 패치 128개를 신경망의 학습에 사용하였고 학습에 참여하지 않은 짝수번 패치 128개를 학습된 신경망의 정확도 테스트에 사용하였다. 각 잉크의 입력 및 목표값들은 표 1과 같다.

표 1. 제안된 신경망 학습을 위한 입력값과 목표값

Table 1. Input and target values for learning of the proposed neural network.

No	C(cyan)		M(magenta)		Y(yellow)		K(black)	
	Input	Target	Input	Target	Input	Target	Input	Target
1	ΔE_{C_1}	C_1	ΔE_{M_1}	M_1	ΔE_{Y_1}	Y_1	L_1	K_1
3	ΔE_{C_3}	C_3	ΔE_{M_3}	M_3	ΔE_{Y_3}	Y_3	L_3	K_3
...
255	$\Delta E_{C_{255}}$	C_{255}	$\Delta E_{M_{255}}$	M_{255}	$\Delta E_{Y_{255}}$	Y_{255}	L_{255}	K_{255}

표 1에서 ΔE_{C_i} 는 청록잉크 1번패치와 종이의 백색면 사이에 대한 색차이며 측정값이다. 그리고 이 값을 신경망 입력을 위해 0과 1사이로 정규화 하였다. 즉, 청록잉크로 100% 채색된 패치와 종이의 백색면사이의 측정된 색차를 최대값으로 하고 이 최대값으로 각 패치의 측정된 색차를 나누었다. 그리고 C_1 은 청록잉크 그레이 레벨 1에 해당하는 프린터의 구동 신호이다. 또한 L_1 은 검정잉크에 대한 그레이 레벨 1에 해당하는 패치를 측정하여 얻은 명도이며 이값은 CIELAB에서 명도의 최대값인 100으로 나누어 0과 1사이로 정규화하였다. 그리고 K_1 은 검정잉크 1번 패치의 프린터의 구동 신호이다.

그림14는 표1에서 검정잉크의 신경망 입력 및 목표값에 대하여 은닉층의 노드수를 달리하며 학습할 때 출력노드의 오차합을 나타낸다. 이때 오차합은 수식31와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^{256} (t_p - o_p)^2 \tag{31}$$

그림14에서 보는 바와 같이 학습횟수가 15회를 넘길 경우 노드수에 따른 전체 오차의 변화는 매우 적었다. 또한 반복횟수를 크게 증가시켰을 경우에도 전체 오차의 감소는 크지 않았다. 따라서 패치 제작시 프린터의 출력 안정성이 고르지 못함을 생각할 때 반복횟수는 5000회로 제한했으며 노드수는 20개로 정했다. 표2는 구성된 신경망의 정확도 실험을 위한 짝수번 패치의 입력값 및 목표값을 나타낸다.

표 2. 신경망의 정확도 평가를 위한 입력값과 목표값

Table 2. Input and target values for accuracy test of the proposed neural network.

No	C(cyan)		M(magenta)		Y(yellow)		K(black)	
	Input	Target	Input	Target	Input	Target	Input	Target
0	ΔE_{C_0}	C_0	ΔE_{M_0}	M_0	ΔE_{Y_0}	Y_0	L_0	K_0
2	ΔE_{C_2}	C_2	ΔE_{M_2}	M_2	ΔE_{Y_2}	Y_2	L_2	K_2
...
254	$\Delta E_{C_{254}}$	C_{254}	$\Delta E_{M_{254}}$	M_{254}	$\Delta E_{Y_{254}}$	Y_{254}	L_{254}	K_{254}

그림15는 표1의 검정잉크에 대한 입력값과 목표값을 가지고 학습된 신경망에 대하여 학습에 참여하지 않은 패치, 즉 표2의 입력을 신경망의 입력에 넣고 신경망의 출력과 표2의 목표값과의 오차에 대한 결과이다. 이때 오차의 정의는 식26과 같다. 그림15에서 보는 바와 같이 학습된 신경망은 학습에 사용되지 않은 패치에 대해서도 최대 0.0052235의 작은 오차 결과를 나타내었다.

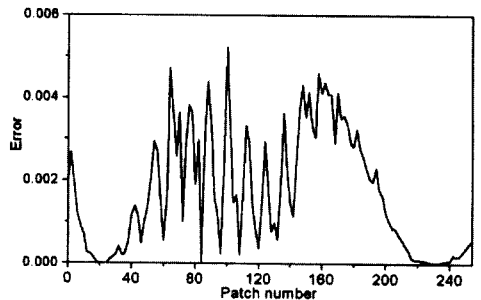


그림 15. 테스트 패치에 대한 신경망 정확도 실험
Fig. 15. Accuracy test of neural network for test patches.

4. 신경망을 이용한 프린터 보정

표1의 입력값 및 출력값으로 신경망을 학습하는 것은 각 잉크에 대한 프린터의 입출력을 모델링하는 과정이다. 이때 신경망의 입력은 명도 혹은 색차신호이고 출력은 프린터 구동신호, 즉 청록, 자홍, 노랑, 검정 잉크의 입력값을 나타낸다. 그러므로 선형적인 프린터 출력을 얻기 위한 프린터 구동 신호를 찾는 과정은 학습된 4개의 신경망 입력단에 각 잉크에 대한 선형적인 명도 및 색차신호를 넣어주면 된다. 이때 선형적인 명도 및 색차신호는 4.1.절에서 정의한 식18 및 20이며 등지각 명도 및 등지각 색차신호이다. 다음 신경망의 출력을 LUT화 하여 각 잉크에 대한 계조를 보정한다. 그림16은 제안된 계조 보정 알고리즘의 전체적인 흐름도이다.

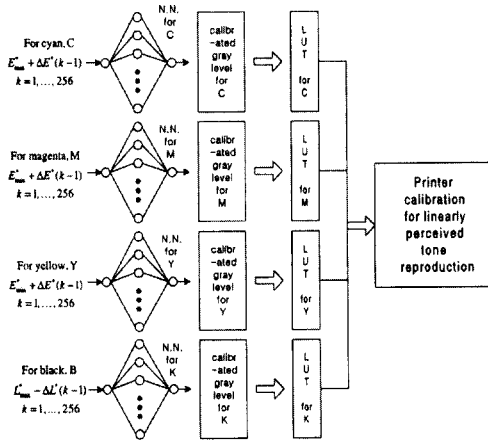


그림 16. 시각에 선형적인 계조 재현을 위한 프린터 보정 흐름도

Fig. 16. Flow chart of printer calibration for linearly perceived tone reproduction.

V. 실험 및 결과

4개의 학습된 신경망들을 가지고 각 잉크에 대한 LUT를 작성하여 입력 그레이 레벨을 보정하였다. 보정된 그레이 레벨을 이용하여 300 [dpi]의 해상도를 가지는 LG GIP-6000 잉크젯 프린터에서 PCL (printer control language)로 작성한 프로그램으로 프린터를 구동하여 청록, 자홍, 노랑, 검정잉크의 256 계조에 대하여 각각 64단계의 패치를 만들었다. 이진 화를 위한 중간조 방법으로는 블루 노이즈 중간조 처리법을 이용하였다. 그리고 보정된 패치들에 대하여 Minolta CM-3600d 분광광도계를 이용하여

CIELAB(1976)공간에서 명도 및 색차를 측정하였다. 그림17~20은 보정된 패치에 대한 명도 및 색차 계조 곡선을 나타낸다.

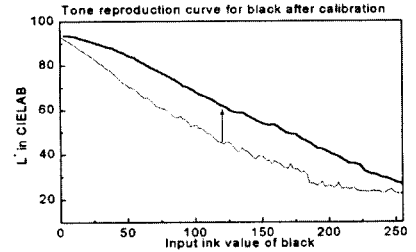


그림 17. 프린터 보정후 명도 곡선 Fig. 17. Lightness curve after calibration.

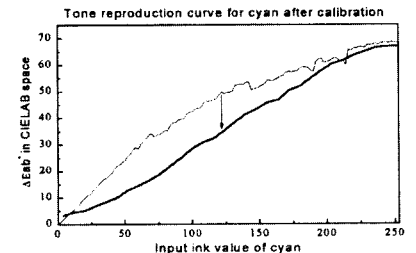


그림 18. 프린터 보정후 청록에 대한 색차 곡선 Fig. 18. Color difference curve of cyan after calibration.

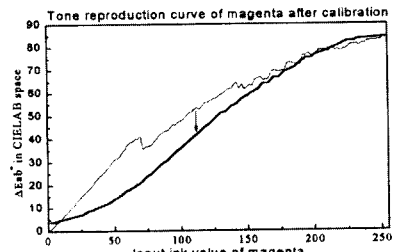


그림 19. 프린터 보정후 자홍에 대한 색차 곡선 Fig. 19. Color difference curve of magenta after calibration.

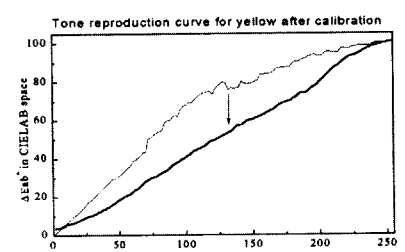


그림 20. 프린터 보정후 노랑에 대한 색차 곡선 Fig. 20. Color difference curve of yellow after calibration.

그림에서 보는 바와 같이 보정된 계조로 제작된 패치들은 명도 및 색차에 대하여 거의 선형적인 출력을 보였다. 결과에 대한 선형성을 평가하기 위하여 각 잉크에 대한 측정값과 완전선형입력신호(식18, 20)사이의 상관계수를 구하였다. 결과는 검정, 청록, 자홍, 노랑의 순으로 각각 0.9989, 0.9967, 0.9927, 0.9990 이다. 4종류의 패치에 대한 측정결과 제안된 신경망을 이용한 보정방법이 프린터의 입출력 특성을 잘 모델링한다는 것을 알 수 있다.

그림21~24은 각각 계단영상, SCID(standard color image data)의 얼굴영상, the balloon, Lenna에 대한 실험결과를 보여준다. 계단영상의 경우 제안된 보정 방법은 모든 단계에서 계조에 따른 차이를 잘 보여줌으로써 시각적인 계조재현범위가 많이 늘어났음을 알 수 있다. 그리고 기억색으로 중요한 얼굴 및 하늘이 포함된 그림22와 23에 있어서도 제안된 방법의 영상이 농도에 선형적인 방법에 비하여 피부색 및 하늘색을 잘 나타내었다. 그림22는 열은 화장을 한 동양인 여자의 얼굴이다. 좌측 영상의 경우 명도의 대비가 작으므로 머리카락 부분에서 구분이 잘 안 된다. 또한 화장을 한 얼굴부분과 화장을 하지 않은 목 아래 피부색이 제안된 오른쪽 영상과는 달리 시각적인 차이가

적다. 그리고 비교적 피부가 흰 동양인 여자에 대한 기억색과는 차이가 있음을 알 수 있다. 마지막으로 제안한 모델기반 계조추정 알고리즘에 의한 Lenna영상에 대한 실험에서도 도트 중첩에 의한 명암도를 고려한 오른쪽 영상이 왼쪽 영상에 비해 계조가 잘 표현됨을 알 수 있다. 그러나 그림 21의 측정에 기반하여 보정된 검정잉크계조와 비교할 때 모델기반 계조 보정방법의 성능이 다소 떨어짐을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 농도에 선형적인 프린터의 출력특성이 인간 시각적인 면에서 등지각을 이루지 못한다는 점에 착안하여, 시각적인 면에서 명도 및 색차의 지각이 선형을 나타내도록 하는 프린터 계조보정 알고리즘을 제안하였다. 이때 각 잉크에 대한 입출력 특성을 신경망을 통해 모델링하였으며 학습된 신경망의 입력단에 선형적인 명도 및 색차 신호를 입력하고 이때 신경망의 출력을 LUT화하여 프린터 보정에 사용하였다. 제안된 보정방법의 성능을 평가하기 위하여 출력 패치에 대한 측정과, 선형성 상관계수 그리고 인공영상과 자연영상에 대한 실험을 하였다. 실험결과, 재현된 계

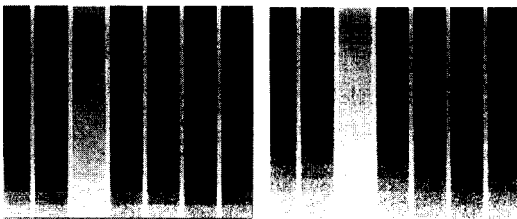


그림 21. 계단 영상 (좌: 보정전 우: 보정후)
Fig. 21. Ramp image (Left: before calibration, Right: after calibration).

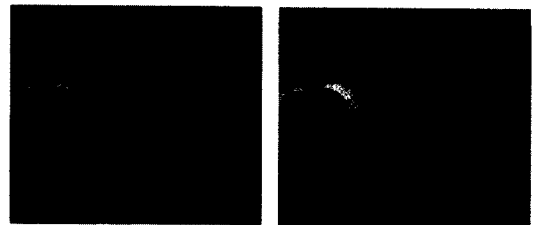


그림 23. The balloon 영상 (좌: 보정전 우: 보정후)
Fig. 23. The balloon image (Left: before calibration, Right: after calibration).

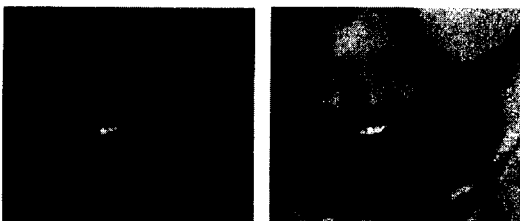


그림 22. SCID 영상 (좌: 보정전 우: 보정후)
Fig. 22. SCID image (Left: before calibration, Right: after calibration).

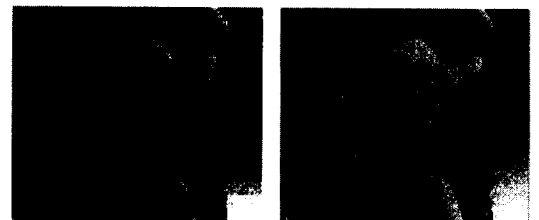


그림 24. Lenna 영상 (좌: 보정전 우: 모델에 의한 보정)
Fig. 24. Lenna image (Left: before calibration, Right: Model based calibration).

조가 시각적으로 등지각을 이루고 인지되는 제조의 범위도 넓어졌음을 알 수 있었다. 또한 기억색으로 색재현의 중요한 부분을 차지하는 피부색 및 하늘색의 재현에 있어서도 제안된 방법이 우수한 화질을 나타내었다. 아울러 제안된 방법은 색역사상에도 응용될 수 있다. 즉 대부분의 색역사상 알고리즘이 CMYK 혹은 RGB같은 장치에 의존적인 좌표계에서 CIELAB과 같은 균등색공간으로 사상하여 색역사상을 한다. 이때 제한된 수의 샘플들에 대해서만 측정값을 얻고 나머지 영상의 입력신호는 측정값을 바탕으로 보간한다. 그러나 장치좌표계에 선형적으로 샘플을 선택할 경우 균등색공간에서 각 샘플의 비선형성이 증가되므로 보간시 오차는 더욱 커진다. 따라서 제안된 방법을 샘플 선택에 적용할 경우 균등색공간에서 샘플들이 선형성을 많이 가짐으로 보간시 오차를 줄일 수 있는 장점이 있다.

참 고 문 헌

- [1] Alain Dunand, "Commercial and industrial applications of color ink-jet and a technological perspective," in *Device-Independent Color, Color Hard Copy, and Graphic Arts, Proc. SPIE 2658*, pp. 30-37, EI-96, San Jose, California Jan. 1996.
- [2] 김인성 역, *색채화상공학*, 세진사, pp. 36-54 1996
- [3] 김종필, 문영득, 안석출, "현지각에 기반을 둔 잉크젯 프린터 보정," *대한화상학회논문지*, 제3권, 1호, pp. 82-90 1997
- [4] 이채수, 김정만, 이철희, 하영호, "잉크젯 칼라 프린팅을 위한 색역 사상과 디터링," *대한전자공학회논문지*, 제35권, S편, 제6호, pp.137-146 1998
- [5] R. Levien, "Output dependent feedback in error diffusion halftoning," in *Proc. IS&Ts 46th Ann. Conf.*, pp. 115-118 1993.
- [6] 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.
- [7] B. E. Bayer, "An optimum method for two-level rendition of continuous-tone pictures," *IEEE International Conference on Communications*, vol. I, pp. 26-11 to 26-15 1973.
- [8] R. W. Floyd and L. Steinberg, "An adaptive algorithm for spatial greyscale," *Proc. SID*, vol. 17-2, pp. 75-77 1976.
- [9] Robert Ulichney, *Digital halftoning*, Cambridge, MA: The MIT Press, pp. 54-61 1993.
- [10] Qing Yu and K. J. Parker, "Stochastic screen halftoning for electronic imaging devices," *Journal of visual communication and image representation*, vol. 8, no. 4, pp. 423-440 Dec. 1997.
- [11] T. N. Pappas and D. L. Neuhoff, "Printer models and error diffusion," *IEEE Trans. on Image processing*, vol. 4, no. 1, pp. 66-80 Jan. 1995.
- [12] 안석출 편저, *전자출판*, 부경대학교 인쇄정보학과, pp.28-32. 1996
- [13] Mark D. Fairchild, *Color appearance models*, Addison Wesley Longman, pp. 144-146, 217-225 1997.
- [14] Charles J. Rosenberg, "Measurement-based evaluation of a printer dot model for halftone algorithm tone correction," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 2, no 3, pp. 205-212 July 1993.
- [15] 이철희, 이채수, 김정만, 하영호, "점이득 보정과 명도 보정을 이용한 서로 다른 매질 사이의 색정합," *대한전자공학회논문지*, 제34권, S편, 제5호, pp. 73-85 1997
- [16] Richard P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP MAGAZINE*, pp. 4-22 April 1987.
- [17] Yoh-Han Pao, *Adaptive pattern recognition and neural networks*, Addison Wesley, pp. 120-129. 1989.

— 저 자 소 개 —



李 撤 熙(正會員)

1969년 12월 26일생. 1995년 경북대학교 전자공학과(공학사). 1997년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1997년~현재 동대학원 박사과정 재학중. 주관심 분야는 칼라영상처리, 칼라 프린팅, 신경회로망임

李 應 株(正會員)

1992년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1996년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1992년 3월~1993년 2월 국방과학연구소 부설 품관소(연구원). 1997년 3월~현재 동명정보대학교 정보통신공학과 전임강사. 주관심 분야는 신호처리, 칼라영상처리, 컴퓨터비전.



李 採 守(正會員)

1968년 3월 20일생. 1994년 경북대학교 전자공학과(공학사). 1996년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1998년 동대학원 박사과정 수료. 현재 경운대학교 전산정보공학과 전임강사. 주관심 분야는 칼라

영상 양자화, 칼라 프린팅, 장치간 칼라 일치등임.

河 永 浩(正會員) 第 32卷 B編 第 12卷 參照.

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수



姜 奉 秀(正會員)

1972년 5월 25일생. 1994년 경북대학교 전자공학과(공학사). 1997년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1997년~현재 동대학원 박사과정 재학중. 주관심 분야는 패턴인식, 신경회로망, 컴퓨터비전 등임.