

# 인간의 시각 특성과 신경회로망을 이용한 칼라영상의 향상

신 현욱<sup>†</sup> · 조 석 제<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 인간의 칼라 인식 특성인 명도, 채도 및 색조의 관계를 학습시킨 신경회로망을 이용하여 열화된 영상의 채도 부분을 향상하는 칼라영상향상법을 제안하였다. 제안한 방법은 우선 표준영상으로부터 여러 단계 열화된 영상들로부터 얻은 다양한 명도, 채도 및 색조의 관계를 신경회로망의 입력으로 하고 표준영상의 채도를 목표치로 해서 신경회로망을 학습시킨다. 그리고 이렇게 학습된 신경회로망에 열화된 영상의 명도, 채도, 색조 그리고 향상시킨 명도를 입력하면 향상된 채도를 얻을 수 있는 칼라영상향상방법이다.

본 논문에서는 제안한 방법이 기존의 칼라영상향상법에서 가장 문제가 되었던 영상 향상시 칼라범위를 초과하는 문제와 채도 향상비의 인위적 선택문제를 해결하고 채도의 대비를 향상시켜 선명한 영상을 얻을 수 있는 방법임을 밝혔다.

## Color Image Enhancement Using Human Visual Properties and Neural Network

Hyun-Wook Shin<sup>†</sup> · Seok-Je Cho<sup>††</sup>

### ABSTRACT

In this paper, we proposes a new color enhancement method that enhances the saturations of a degraded image using the neural network which is learned by the relations among intensities, saturations, and hues. In the proposed method, the neural network is learned; the input is intensities, saturations, and hues which is derived from the standard image into a various degraded image and the desired target is the saturation of the standard image. Intensity, saturation, and hue of a degraded image and enhanced intensity are inputted in the learned neural network, then we obtain the enhanced saturation. We show this method solves color gamut problem that is serious problem in the previous method, and that this method enhances the contrast of saturation, then, makes a vivid image obtained.

### 1. 서 론

흐려진 영상을 인간의 눈에 좀 더 선명하게 보이도록 하는 것을 영상향상(image enhancement)이라고 한

다<sup>[1-6]</sup>. 칼라영상을 향상하기 위해서는 인간의 시각 특성인 명도(intensity), 색조(hue)와 채도(saturation)로 나타낸 IHS 좌표계에서 명도와 채도의 대비(contrast)를 향상시키는 방법이 유용하다<sup>[2-5]</sup>.

명도의 대비향상을 위한 방법으로는 선형확장법(linear stretching)이나 히스토그램 균일화법(histogram equalization)등이 이용되고 있고, 채도 향상은 칼라영상의 생동감을 강하게 하기 위해 일정 비만큼 높이는 방법

\* 이 논문은 1997년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

† 준 회원 : 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과

†† 종신회원 : 한국해양대학교 자동화정보공학부 교수

논문집수 : 1998년 7월 9일, 심사완료 : 1998년 10월 20일

<sup>12, 51</sup>들이 연구되고 있다. 그러나 채도 부분은 명도의 향상과 달리 명도와 색조에 연관되어 있으므로 채도향상시 칼라 좌표계의 범위를 넘지 않도록 색조에 따라 다른 향상비를 가져야 하는 등의 어려움이 있다<sup>12, 51</sup>.

본 논문에서는 기존의 채도 향상에서 볼 수 있는 칼라범위(gamut)<sup>17)</sup>초과 문제와 향상비율 문제를 해결하기 위해 표준영상을 이용하여 명도, 채도 및 색조 사이의 관계를 분석하고 이 관계를 신경회로망<sup>18)</sup>을 통해 학습하여 채도가 향상되도록 하는 칼라영상향상법을 제안했다.

제안한 향상법에서 신경회로망의 학습은 표준영상을 여러 단계로 열화시켜 각 단계에서의 명도, 채도와 색조 사이의 관계를 신경회로망의 입력으로 사용해 열화된 채도가 표준영상의 우수한 채도에 근사화 되도록 하였다. 학습된 신경회로망에 향상시킬 영상의 명도, 채도, 색조 그리고 향상된 명도 등을 입력하여 열화된 채도가 향상되어 선명한 영상을 얻을 수 있다.

제안한 방법은 칼라의 구조적 관계를 이용함으로써 채도의 대비를 칼라 좌표계의 범위 내에서 향상시켜, 기존의 방법에서 가장 문제가 되었던 채도향상에 따른 인위적 칼라 생성으로 화질이 저하되는 문제를 해결할 수 있었다. 또한 기존의 방법에서 이용한 부가적이고 인위적인 가중치의 추가 없이 선명하고 화질이 우수한 영상을 얻을 수 있었다.

## 2. 인간 시각 특성과 IHS 좌표계

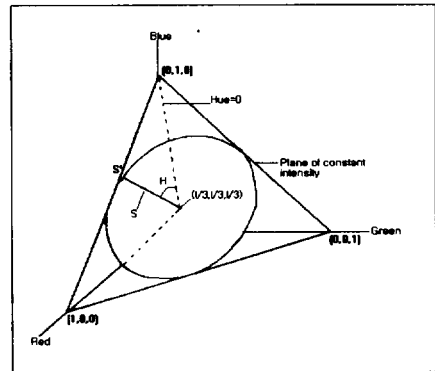
대부분의 칼라 좌표계는 하드웨어나 좌표계의 목적에 맞게 만들어져 있다. 즉, RGB 좌표계는 모니터 등에서, CMY좌표계는 칼라 프린터 등에서 인쇄를 위해 사용되며, YIQ좌표계는 NTSC (National Television Standards Committee)방식의 칼라 텔레비전 방송을 위한 표준 좌표계로 쓰인다. 그리고 Lab 좌표계는 인간이 느끼는 색차로 CIE xyz 좌표계를 등색 공간으로 수정한 좌표계이다<sup>19, 21)</sup>.

인간은 망막의 간상세포와 추상세포를 통해 빛의 파장이나 빛의 강도 그리고 상대적인 밝기를 느낀다. 이러한 빛의 파장이나 강도에 따라 인간의 색지각은 달라지는데 인간은 색의 3속성인 명도(intensity) 채도(saturation) 및 색조(hue)로 이러한 차이를 이해한다. 여기서 명도는 색의 밝고 어두운 정도를 나타내며 색조는 빨강, 노랑, 파랑 등 다른 색조와 구별되는 성질

을 나타내고, 채도는 색의 강약을 나타낸다. IHS 좌표계는 이들 명도, 색조 및 채도로 구성된 좌표계이다.

영상의 대비를 향상시켜 인간의 눈에 영상을 보다 잘 보이게 하는데 영향을 미치는 중요한 요소들로는 영상의 명도와 채도의 대비가 있다. 명도의 대비가 크지 않아 어둡거나 지나치게 밝게 재현되는 칼라 영상은 기존의 흑백 영상 향상 알고리즘을 사용하여 명도의 대비를 키울 수 있다. 그러나 채도의 대비가 떨어져 칼라의 색감이 나쁜 경우에는 이를 크게 하기 위해서 채도 부분에 대한 적절한 처리 방법이 필요하다. RGB, CMY, YIQ 및 Lab 등의 좌표계는 직접적으로 채도를 적절히 처리할 수 있는 요소를 가지고 있지 않기 때문에 채도의 향상처리 때 색상의 변환이 없고, 인간의 시각 특성에 맞는 좌표제로의 변환이 필요하다. 따라서 일반적으로 인간의 시각 특성을 표현한 IHS 좌표계로 변환하여 명도와 채도에 대한 처리를 한다.

RGB좌표계에서 blue를 색조의 원점으로 했을 때의 변환 식은 식 (1)-(3)과 같다<sup>13)</sup>. 이를 그림으로 표시하면 그림 1과 같다.



(그림 1) IHS 좌표계  
(Fig. 1) IHS coordinate system

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \tag{1}$$

$$H = \tan^{-1} \left( \frac{\sqrt{3}(G - B)}{2R - G - B} \right), \tag{2}$$

$-\pi \leq H < \pi$

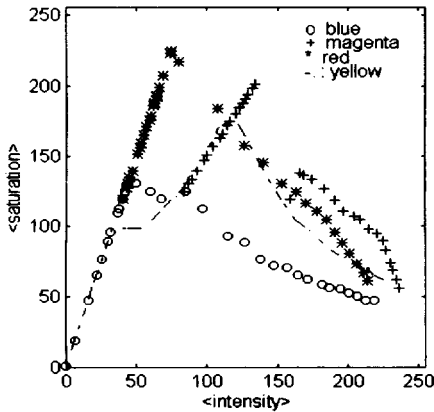
$$S = \frac{\sqrt{R(R - G) + G(G - B) + B(B - R)}}{0 \leq S \leq 255} \tag{3}$$

I, H 및 S는 IHS 좌표계의 칼라 요소 즉 I는 명도를 H는 색조를 S는 채도를 나타낸다.

### 3. IHS 좌표계에서 신경회로망을 이용한 칼라 영상 향상

#### 3.1 명도와 채도 향상

칼라영상을 향상하는 일반적 방법은 흑백 영상에서 처럼 명도의 대비를 높여 주는 것이다. 그러나 칼라 영상에서 명도의 대비 만큼 향상시키면 채도는 원 영상의 값을 그대로 유지함으로써 부적절한 노출에 의한 채도 부분의 감소를 보상할 수 없다. 이의 보상을 위해 기존의 채도 향상 방법들은 선형확장법을 사용하는 데 선형적인 비에 의한 향상법은 범위 초과 문제의 해결이 필요하다<sup>12,13</sup>. 그리고 명도의 경우에는 그 대비가 크면 클수록 좋지만 채도는 최대 값에 가까운 값이 많으면 영상이 원 영상과 크게 달라지고 어색해진다. 그러므로 적절한 채도 향상 비 값의 선택은 결정적일 수 없고, 반복적인 실험을 통해서 얻을 수밖에 없는 어려움이 있다.



(그림 2) 색조별 명도와 채도의 관계  
(Fig. 2) Relation between intensity and saturation on a hue

명도와 채도를 향상하기 위해서는 실제 장면에서 여러 단계의 노출이나 조명의 세기에 따른 명도와 채도의 변화 관계를 얻는 작업이 필요하다. 이 경우 밝기 정도에 따라 색조 값은 큰 변동이 없지만 명도와 채도의 값은 크게 달라진다. 그림 2는 밝기에 따른 명도와 채도의 변화를 보기 위해 색조 값이 blue, magenta, red 그리고 yellow 부근의 포인트에서 조명을 달리해서 얻은 명도와 채도의 관계 변화의 예를 보여주고 있다. 여기에서 각 색조에 따라 명도가 증가함에

따라 채도가 증가했다가 감소하는 형태는 모두 같지만 명도의 변화에 따른 채도의 변화율은 모두 다를 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 각 색조에 따른 명도와 채도의 변화 비를 신경회로망을 이용해 학습하여 열화된 영상으로부터 영상을 향상시킬 때 명도 값의 변화율에 따라 채도 값을 변화시키는 채도향상 방법을 제안한다.

#### 3.2 신경회로망을 이용한 채도 향상

선명한 정상영상이 열화되는 과정을 식으로 표현하면 식(4)와 같다. 즉 정상영상  $F_0$ 가 열화 과정  $T_d$ 에 의해 열화영상  $F_d$ 가 된다.

$$F_d = T_d \cdot F_0 \tag{4}$$

여기서 정상영상  $F_0$ 와 열화된 영상  $F_d$ 는 명도, 색조 및 채도 즉,  $I_0, H_0, S_0$ 와  $I_d, H_d, S_d$ 의 조합이다.

열화된 영상을 정상영상으로 만들기 위해서는 열화 과정  $T_d$ 를 구하여 이 과정의 역을 취하면 된다. 하지만 조명 조건 등에 대한 지식 없이 열화과정을 이해하는 것은 불가능하므로 이의 역 과정 역시 알 수 없다. 따라서 열화과정의 역 과정 역할을 할 수 있는 향상과정을 이용해 열화된 영상에서 정상영상에 가까운 향상된 영상을 구해야 한다. 이 향상과정을  $T_e$ 라고 하면 식(5)와 같은 식에 의해 향상된 영상  $F_e$ 를 얻을 수 있다. 여기서  $F_e$ 는 명도  $I_e$ , 색조  $H_e$ , 그리고 채도  $S_e$ 의 조합이다.

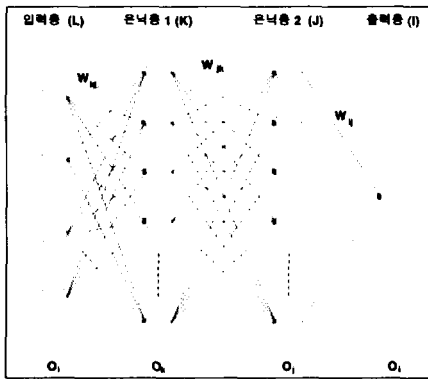
$$F_e = T_e \cdot F_d \tag{5}$$

본 논문에서는 열화된 영상의 명도의 대비를 선형 확장법이나 히스토그램 균일화 방법을 이용해 향상한다. 그리고 향상된 명도  $I_e$ 와 열화된 명도  $I_d$ , 열화된 채도  $S_d$  및 열화된 색조  $H_d$ 의 관계를 신경회로망에 입력하여 향상된 채도  $S_e$ 를 구한다.

신경회로망은 각 색조에 따른 명도와 채도의 변화 비로 학습시켜 식(5)의 향상함수  $T_e$ 를 대체한다. 신경회로망의 학습은 여러 단계의 노출이나 조명의 세기에 따라 다른 밝기로 획득된 영상의 명도와 채도의 변화 관계를 입력하고 최적의 밝기로 얻어진 영상의 채도를 목표치로 해서 이루어진다. 학습된 신경회로망은 열화된 채도를 향상시키는 채도 향상함수의 역할을 한다.

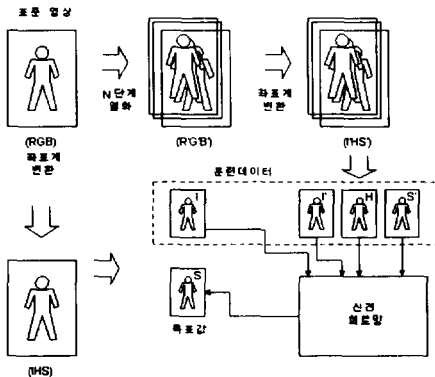
식 (6)은 채도 향상함수를 근사화한 신경회로망  $T_{neural}$ 을 통해 향상된 채도  $S_e$ 를 얻는 과정을 표현하고 있다. 여기서  $F_{in}$ 은 열화된 명도  $L_d$ , 향상된 명도  $L_e$ , 열화된 채도  $S_d$  및 열화된 색조  $H_d$ 의 조합이다.

$$S_e \cong T_{neural} \cdot F_{in} \quad (6)$$



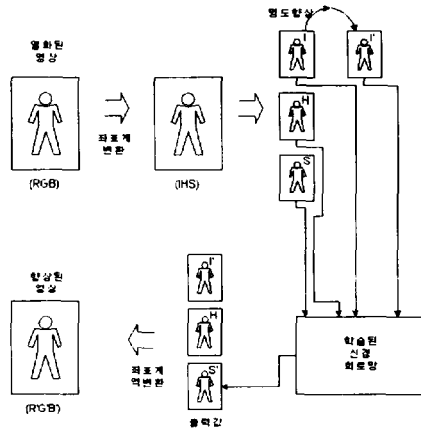
(그림 3) 다층 퍼셉트론 신경망  
(Fig. 3) Multilayer perceptron neural network

본 논문에서는 명도와 채도 사이의 비선형적 관계를 근사화 하기 위해 근사화에 비교적 우수한 성능을 보이는 오차역전파(error back propagation) 알고리즘을 이용한 다층퍼셉트론(multilayer perceptron) 신경회로망을 학습시켰다. 그림 3은 사용된 신경망이고 그림 4는 제안한 방법에 의해 신경회로망을 학습하는 과정을, 그림 5는 학습된 신경회로망을 이용해 채도를 향상하여 영상을 향상하는 과정을 보여주고 있다. 그림



(그림 4) 제안한 방법을 이용한 신경회로망의 학습  
(Fig. 4) Learning of neural network

3에서와 같이 오차 역전파 신경망 알고리즘에서는 트레이닝 데이터를 입력층(L)에 인가한 경우 데이터는 각 층에서 가중치  $W_{kl}$ ,  $W_{jk}$ 와  $W_{ij}$ 가 곱해져 임의의 초기 출력을 만들고 이 출력 값과 목표치를 비교해 가중치를 조절해서 목표치에 수렴하는 가중치를 얻게 된다.



(그림 5) 신경회로망을 이용한 영상향상  
(Fig. 5) Image enhancement using neural network

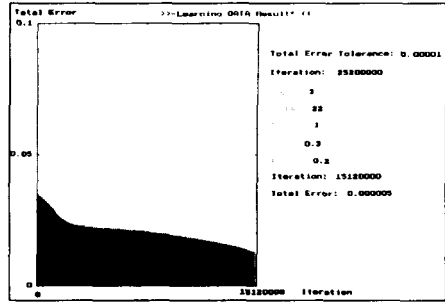
#### 4. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안한 방법을 평가하기 위해 그림 6과 같은 Corel사에서 제공하는 스캐너 조절 영상을 표준영상으로 이용했다. 이 영상을 표준영상으로 이용한 것은 일반 영상을 스캐너에서 입력할 때 색감을 조정하기 위해 내놓은 가장 풍부한 색감을 가진 영상이기 때문이다. 이 표준영상에 실제 조명을 대신하여 HP 3C 스캐너의 밝기를 10단계 가감하여 선명하지 않은 영상을 만들고, 각각을 IHS 좌표계에서 명도, 채도 및 색조 부분으로 나누었다. 그림 7 및 그림 8은 열화시킨 영상 중에서 가장 밝게 그리고 가장 어둡게 열화된 영상의 예이다.

선명하지 않은 영상의 명도를 선형확장법이나 히스토그램 균일화 방법을 사용해 대비가 큰 명도를 구했다. 이를 열화된 영상의 명도, 채도 및 색조와 함께 신경회로망의 입력으로 하였다. 신경회로망에 의해 출력하고자하는 목표 값은 원영상의 채도를 선택하여 신경회로망을 학습시켰다. 학습을 위한 신경회로망은 4

개의 입력 뉴런, 각각 11개의 뉴런으로 구성된 2개의 은닉층과 1개의 출력 뉴런으로 구성되었다.

그림 9는 그림 6의 표준 영상의 채도를 목표치로 신경망을 학습시킨 경우의 오차 감소의 추이를 보여 주고 있다. 오차가 가장 큰 경우가 0.035에서 0.013정도로 감소하였고 오차가 가장 작은 경우 0.000005까지 수렴하여 [0-255]의 명암도로 변환하였을 경우에도 평균 1 이상의 오차가 발생하지 않음을 확인할 수 있었다.



(그림 9) 학습에 따른 오차의 변화  
(Fig. 9) Learning curve of error



(그림 6) 신경회로망의 학습을 위한 표준영상  
(Fig. 6) Standard image for learning of neural network



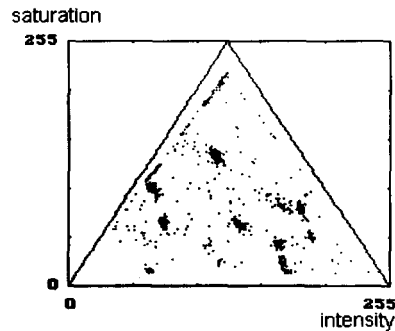
(그림 7) 신경회로망의 학습을 위한 밝은 영상  
(Fig. 7) Bright image for learning of neural network



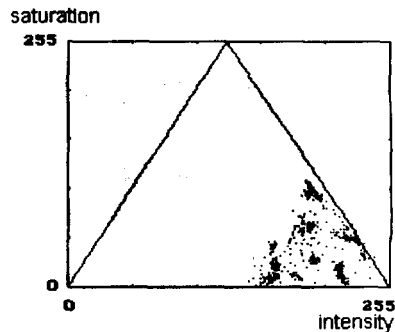
(그림 8) 신경회로망의 학습을 위한 어두운 영상  
(Fig. 8) Dark image for learning of neural network

0에서 255 사이의 정수값으로 나타낸 색조값  $H=150$ 에서의 그림 6, 그림 7 및 그림 8의 명도와 채도의 관계를 그림으로 나타내면 그림 10, 그림 11 및 그림 12와 같이 나타난다.

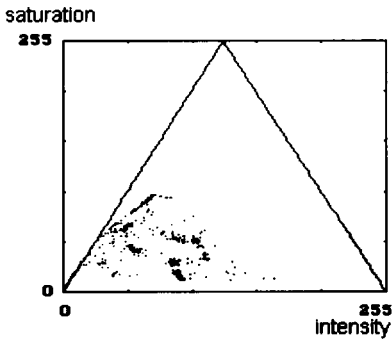
그림 10에서의 넓게 펼쳐진 영상이 그림 11에서는 밝은 쪽으로, 그림 12에서는 어두운 쪽으로 치우쳐 나타남을 알 수 있다. 또 채도의 대비도 그림 11 및 그림 12에서 그림 10에 비해 크게 낮게 나타나고 있다.



(그림 10) 표준영상의 명도와 채도의 분포( $H=150$ )  
(Fig. 10) Distribution of intensity and saturation in standard image



(그림 11) 밝은 영상의 명도와 채도의 분포( $H=150$ )  
(Fig. 11) Distribution of intensity and saturation in bright image



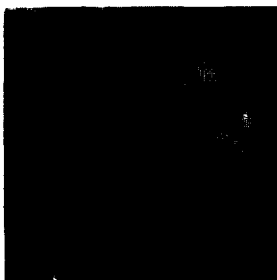
(그림 12) 어두운 영상의 명도와 채도의 분포(H=150)  
(Fig. 12) Distribution of intensity and saturation in dark image

제안한 신경회로망을 이용한 채도 향상법을 일반적인 경우의 열화된 영상에 적용해 그 결과를 검토해 보기 위해 본 논문에서는 영상을 실내영상과 실외영상, 자연색을 가지는 영상과 인공색을 가지는 영상 그리고 밝게 열화된 영상과 어둡게 열화된 영상으로 나누어 실험하였다. 사용된 신경회로망은 표준 영상을 이용해 가중치가 조정된 것이다.

그림 13은 실험에 사용된 밝게 열화된 자연색을 가지는 실외영상이다.

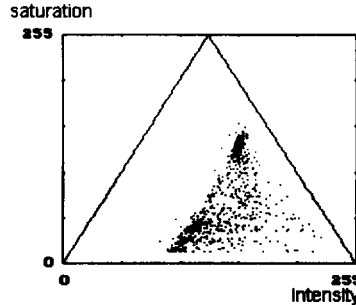


(그림 13) 밝게 열화된 영상 I  
(Fig. 13) Brightly degraded Image I

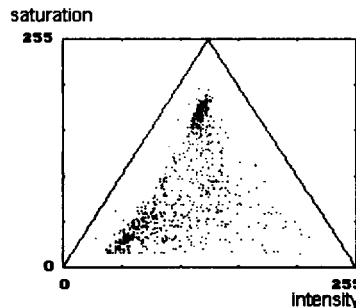


(그림 14) 제안한 방법을 적용한 영상 I  
(Fig. 14) Image I using proposed method

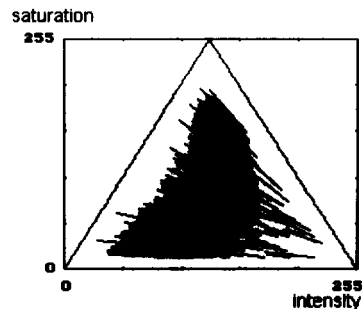
이 영상 I 은 명도가 밝은 부분으로 치우쳐 명도의 대비가 작고 색감이 선명하지 못한 영상이다. 그림 14는 제안한 방법에 의해 향상된 영상이다. 색조 값 H=150일 때 이 영상들의 명도와 채도의 관계를 살펴 보면 각각 그림 15 및 그림 16과 같다.



(그림 15) 밝게 열화된 영상 I 의 명도와 채도의 분포(H=150)  
(Fig. 15) Distribution of intensity and saturation in brightly degraded Image I



(그림 16) 제안한 방법을 적용한 영상 I 의 명도와 채도의 분포(H=150)  
(Fig. 16) Distribution of intensity and saturation in Image I using proposed method

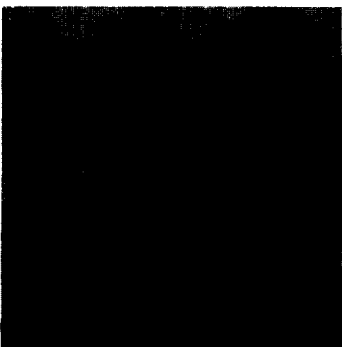


(그림 17) 열화된 영상 I 과 향상시킨 영상 사이의 명도와 채도의 변화(H=150)  
(Fig. 17) Change of intensity and saturation between degraded image I and enhanced image I

그림 15 및 그림 16에서 직선은 색조 값이 150일 때의 최대 채도 값을 나타내고 홀어진 검은 점들은 영상 I에서 이 색조 값에 해당하는 화소들이다. 그림 15의 밀집된 명도와 채도 값이 제안된 방법에 의해 향상되어 그림 16과 같이 전 영역에 걸쳐 펼쳐져 있음을 볼 수 있다. 또 그림 16과 같이 향상된 경우에도 최대 채도 범위 내에 존재함으로써 칼라 범위 내에서 적절하게 향상됨도 알 수 있다. 각 화소의 명도와 채도의 변화를 직선으로 연결하면 그림 17과 같다. 그림 15의 밀집된 명도와 채도 값이 그 값에 따라 모두 다른 향상 비를 가지고 향상되어 그림 16의 형태로 펼쳐졌음을 알 수 있다.

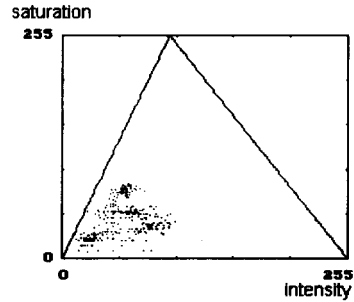


(그림 18) 어둡게 열화된 영상 II  
(Fig. 18) Darkly degraded Image II



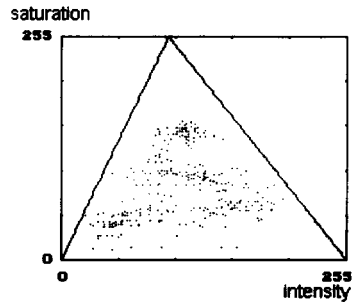
(그림 19) 제안한 방법을 적용한 영상 II  
(Fig. 19) image II using proposed method

그림 18은 어둡게 열화된 실내영상의 경우이다. 제안한 방법을 적용해 향상시킨 영상 II는 그림 19와 같다. 열화된 영상과 향상된 영상의 색조 H=165에서 각각의 명도와 채도의 분포는 그림 20 및 그림 21과 같다.



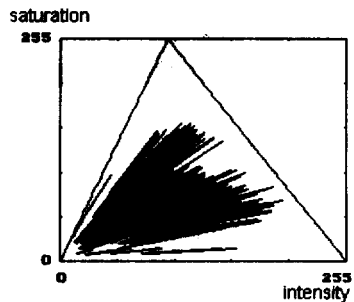
(그림 20) 어둡게 열화된 영상 II의 명도와 채도의 분포(H=165)

(Fig. 20) Distribution of intensity and saturation in darkly degraded Image II



(그림 21) 제안한 방법을 적용한 영상 II의 명도와 채도의 분포(H=165)

(Fig. 21) Distribution of intensity and saturation in Image II using proposed method



(그림 22) 열화된 영상 II와 향상시킨 영상 II 사이의 명도화 채도 변화관계(H=165)

(Fig. 22) Change of intensity and saturation between image II and enhanced image II

그림 20에서 어두운 쪽에 치우쳐 있던 명도와 채도의 분포가 그림 21에서 전 영역에 걸쳐 펼쳐졌다. 앞의 실험에서와 같이 이 경우에도 제안한 방법이 채도

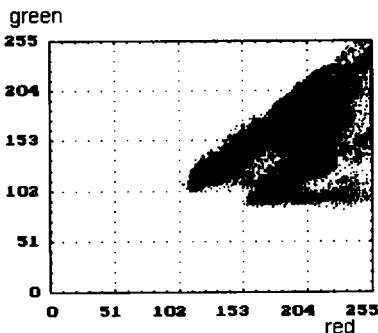
를 칼라 범위 내에서 적절히 향상시킴을 알 수 있다. 그리고 두 영상 사이의 명도와 채도 변화는 그림 22에 나타내었다. 그림 22의 향상 변화는 그림 17의 것과는 조금 다른 모습을 보여주고 있다. 이것은 명도의 향상 방향에 기인한 것이다.



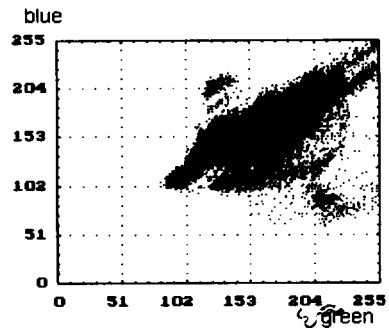
(그림 23) 밝게 열화된 영상Ⅲ  
(Fig. 23) Brightly degraded imageⅢ



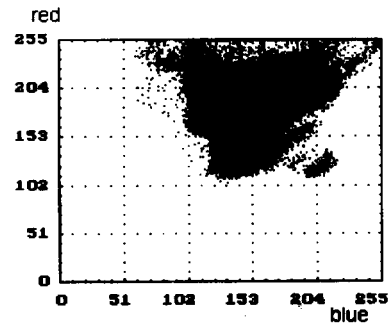
(그림 24) 제안한 방법을 적용한 영상Ⅲ  
(Fig. 24) ImageⅢ using proposed method



(그림 25) 열화된 영상Ⅲ의 red-green 분포도  
(Fig. 25) Distribution of red-green in degraded imageⅢ

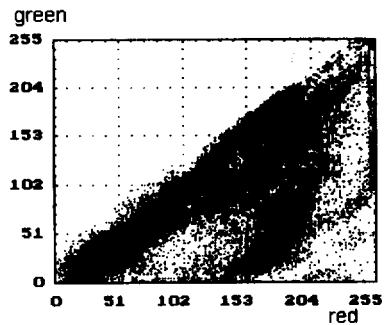


(그림 26) 열화된 영상Ⅲ의 green-blue 분포도  
(Fig. 26) Distribution of green-blue in degraded imageⅢ



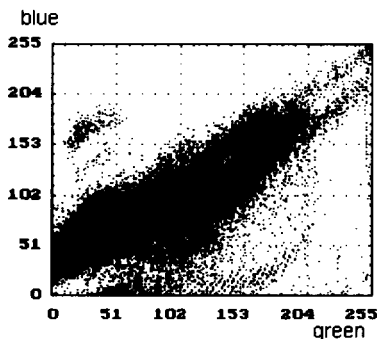
(그림 27) 열화된 영상Ⅲ의 blue-red 분포도  
(Fig. 27) Distribution of blue-red in degraded imageⅢ

인공적 색상을 가지는 영상에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 밝게 열화된 인공색을 가지는 영상을 제안한 방법에 적용하였다. 그림 23은 밝게 열화된 영상Ⅲ이고 그림 24는 제안한 방법에 의해 향상된 영상이다. 그림 25, 그림 26 및 그림 27은 밝게 열화된 영상Ⅲ의 red-green, green-blue 그리고 blue-red 평면에서의 분포도이다.

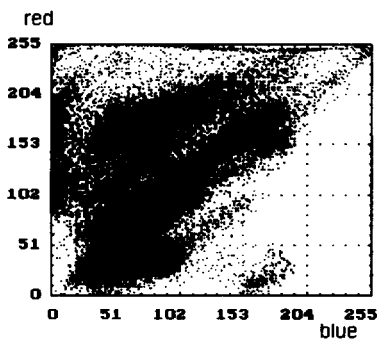


(그림 28) 향상시킨 영상Ⅲ의 red-green 분포도  
(Fig. 28) Distribution of red-green in enhanced imageⅢ





(그림 29) 향상시킨 영상Ⅲ의 green-blue 분포도  
(Fig. 29) Distribution of green-blue in enhanced imageⅢ



(그림 30) 향상시킨 영상Ⅲ의 blue-red 분포도  
(Fig. 30) Distribution of blue-red in enhanced imageⅢ

그림 28, 그림 29 및 그림 30은 향상시킨 영상의 분포도이다. 분포가 커져 명도와 채도의 대비가 커졌으므로 그림 23에 비해 그림 24의 영상이 더 선명해졌음을 알 수 있다.

실험을 통해 제안한 방법이 실외와 실내영상, 자연색을 가지는 영상 그리고 밝게 또는 어둡게 열화된 영상에 관계없이 칼라범위 내에서 적절한 향상 결과를 보여 줌을 알 수 있다. 실험에 사용된 영상들의 명도와 채도의 평균과 표준편차는 표 1에 나타내었다. 이 영상들의 명도와 채도 부분의 평균과 표준 편차를 비교해보면 명도의 경우 평균 값이 밝거나 어두운 쪽에서 중앙으로 옮겨짐을 알 수 있고, 채도의 경우는 열화된 채도의 표준 편차에 비해 향상된 채도의 표준편차가 1.0-2.0 사이의 비를 가지고 커진 것을 볼 수 있는데 이 비는 기존의 방법에서 연속적인 실험에 의해 얻은 향상비 값과 거의 동일하다.<sup>12)</sup> 본 논문에서 제안한 방법은 이러한 연속적인 실험없이 기존의 방법과

같은 향상비를 얻음으로써 최적의 향상비의 선택 면에서 기존의 방법에 비해 우수한 향상법임을 알 수 있다.

<표 1> 명도와 채도의 평균과 표준편차  
<Table 1> Mean and standard deviation of intensity and saturation

		명도		채도		
		평균	표준편차	평균	표준편차	
표준영상	열화영상 (그림 7)	187.46	31.00	30.33	28.91	
	열화영상 (그림 9)	49.05	45.38	32.11	26.66	
	표준영상 (그림 6)	110.58	61.67	75.47	53.98	
자연색영상	영상 I	열화영상 (그림 13)	147.04	37.41	49.71	38.49
		향상된 영상 (그림 14)	111.62	49.69	63.21	50.58
	영상 II	열화영상 (그림 18)	85.49	43.00	31.54	9.95
		향상된 영상 (그림 19)	167.63	84.26	55.62	18.73
인공색영상	영상 III	열화영상 (그림 23)	164.53	29.14	33.93	32.41
		향상된 영상 (그림 24)	95.90	51.26	56.25	53.62

#### 4. 결 론

본 논문에서는 인간의 시각 특성을 고려한 IHS 좌표계에서 칼라 영상을 향상하고자 한다. 명도의 대비 향상에 따른 채도의 대비 향상을 구하기 위해 신경회로망을 이용한 방법을 제안했다. 제안한 채도대비향상법은 칼라의 구조적 해석을 신경회로망에 적용하여 채도의 범위 내에서 대비를 향상시켜 기존의 방법에서 가장 문제가 되었던 채도의 대비 향상에 따른 인위적 칼라 생성으로 화질이 저하되는 문제를 해결할 수 있고, 기존의 방법에서 이용한 부가적이고 인위적인 가중치의 추가 없이 선명하고 화질이 우수한 영상을 얻을 수 있었다.

본 논문에서 연구한 영상향상 방법은 부적절한 노출에 의해 색상이 흐려진 영상을 선명화 시키는 방법이었다. 앞으로는 강조필터를 사용하여 경계를 강화하는 영상선명화 알고리즘을 추가해 부적절한 초점에 의해 경계가 흐려진 영상을 선명화하는 연구가 필요할 것으로 생각한다.

**참 고 문 헌**

[1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1992.

[2] Tian-Hu Yu, "Color image enhancement in a new color space," *Proc. of the SPIE*, Vol.2727, No.3, pp.1462-1471, March 1996.

[3] Ningyan Liu and Hong Yan, "Improved method for color image enhancement based on luminance and color contrast," *Jounal of Electronic Imaging*, Vol.3, No.2, pp.190-197, April 1994.

[4] Robin N. Strickland, Cheol-Sung Kim, and William F. McDonnell, "Digital color image enhancement based on the saturation component," *SPIE Proceeding Vol.697*, pp.609-616, August 1986.

[5] Jeong-Yeop Kim and Yeong-Ho Ha, "Pseudo-Linearly Modified IHS Color Model and its Application to Color Image Enhancement," *IS&T adn SID's Color Imaging Conference: Transform & Transportability of Color*, Vol.1, pp.23-26, 1993.

[6] Philip A. Mlsna, Qiang Zhang and Jeffrey J. Rodriguez, "3-D Histogram Modification of Color Images," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, Vol.33, pp.212-216. January 1995

[7] Ethan D. Montag and Mark D. Fairchild, "Psychophysical Evaluation of Gamut Mapping Techiques Using Simple Rendered Images and Artificial Gamut Boundaries," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.6 No.7, pp.977-989, July 1997.

[8] James A. Freeman and David M.Skapura, *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison Wesley, 1992.

[9] Gaurav Sharma and H. Joel Trussell, "Digital Color Imaging," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.6, No.7, pp.901-932, July 1997.

[10] 朴度洋, *實用色彩學*, 二友出版社, 1989.

[11] 東京大學出版會, *畫像解析 ハンドブック*, 東京大學出版會, 1992.

[12] Michael W. Schwarz, William B. Cowan and John C. Beaty, "An Experimental Comparison of RGB, YIQ, LAB, HSV, and Opponent Color Models," *ACM Transactions on Graphics*, Vol.6, No.2, pp. 123-158, April 1987.

[13] Kathleen Edwards and Philp A. Davis, "The Use of Intensity-Hue-saturation Transformation for Producing color Shaded-Relief Images," *Photo grammetric Engineering & remote Sensing*, Vol.60, No.11, pp.1369-1347, November 1994.

[14] Torbjorn Eltoft and Rui J. P. deFigueiredo, "Illumination Control as a Means of Enhancing Image Features in Active Vision Systems," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.4, No.11, pp.1520-1530, November 1995.



**신 현 옥**

e-mail : jscarlet@imagelab.kmaritime.ac.kr

1996년 한국해양대학교 제어 계측 공학과 졸업(학사)

1998년 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과(공학석사)

1998년~현재 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정 재학중

관심분야 : 칼라 영상 처리 및 칼라 영상 인식



**조 석 제**

e-mail : sjcho@hanara.kmaritime.ac.kr

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사)

1988년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1991년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1991년~현재 한국해양대학교 자동화정보공학부 제어계측공학과 부교수

관심분야 : Image Processing, Computer Vision, Pattern Recognition, 신경회로망 응용 등