

신경회로망을 이용한 칼라 영상의 채도 향상

신 현 욱*, 조 석 제**

Saturation Enhancement of Color Image Using Neural Network

Hyun - Wook Shin, Seok - Je Cho

Abstract

Most of the works of digital image processing have been dealt with in black-and-white images. Unfortunately, no enhancement techniques applied to black-and-white images satisfy human color perception. Enhancement algorithms for color image have to base on the human color perception. In this paper, proposed method bases on IHS coordinate that represents human color perception appropriately, and an enhancement algorithm using neural network is presented for saturation processing. The experimental results show that degraded images are enhanced well.

제1장 서 론

일반적인 조명 하에서 카메라와 같은 인공 시각 시스템을 통해 얻은 칼라 영상은 인간의 눈에 바로 인식된 장면에 비해 영상의 선명도가 떨어진다^{1)~3)}. 이렇게 인공 시각 시스템에서 카메라의 노출 과 부족, 조명 효과 등에 의해 흐려진 영상을 보상해서 인간의 눈에 좀 더 선명하게 보이도록 하는 것을 영상 향상(image enhancement)이라고 한다^{4)~10)}.

칼라 영상 미디어 분야의 급속한 성장, 다양한 영상 인식 분야의 발달, HDTV (High Definition Television)와 인터넷 상거래에서의 화질 개선 문제 등으로 인해 영상 처리의 전 처리 단계인 영상 향상 기법이 중요한 문제로 대두되고 있다.^{4)~10)} 지금까지의 대부분의 연구에서는 사물의 크기, 형태, 명암도 및 표면 질감 등의 정보가 사용되었고, 색채(chromatic) 정보는 거의 사용되지 않았다. 칼라 영상의 향상을 위해서는 흑백 영상의 처리에서와는 달리 인간의 시각을 색심리학적인 입장에서 분석할 필요가 있다^{5),8)~10)}. 따라서 심리적이고 정성적인 시각 특성인 명도(intensity), 색조(hue)와 채도

* 한국해양대학교 대학원

** 한국해양대학교 이공대학, 제어계측공학과 부교수

(saturation)로 나타낸 IHS 좌표계를 사용하여 칼라 영상을 향상시키는 방법이 유용하다^{5),8)~10)}. 영상을 인간의 시각에 보다 선명하게 보이도록 하기 위해서는 IHS 좌표계에서 명도와 채도의 대비를 향상 시켜야 한다^{5),8)~10)}. 명도의 대비 향상은 선형대비향상법(linear contrast enhancement)이나 히스토그램 균일화법(histogram equalization)등을 이용하고 있고,^{4),5),8)~10)} 채도는 칼라 영상의 생동감을 강하게 하기 위해 일정 비만큼 높이는 방법이 사용되고 있다^{5),8)~10)}. 그러나 채도 부분은 명도의 향상과 달리 명도와 색조에 연관되어 있으므로 채도 향상시 칼라 좌표계의 범위를 넘지 않도록 색조에 따라 다른 향상 비를 가져야 하는 등의 어려움이 있다^{5),8)~11)}.

본 논문에서는 기존의 채도 향상에서의 문제인 칼라 범위(gamut)¹¹⁾와 향상비를 문제^{9),10)} 등을 해결하기 위해 표준 영상을 이용하여 명도와 채도간의 관계를 분석하고 이 관계를 신경회로망¹²⁾을 통해 학습하여 채도가 향상되도록 하였다. 제안한 채도 대비 향상법은 칼라의 구조적 해석을 신경망에 적용하여 채도의 범위 내에서 대비를 향상 시켜 기존의 방법에서 가장 문제가 되었던 채도 대비 향상에 따른 인위적 칼라 생성으로 화질이 저하되는 문제를 해결할 수 있고, 기존의 향상법에 비해 보다 선명하고 화질이 우수한 영상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다.

제2장 칼라 영상의 향상

2.1 칼라 영상

시각각은 인간이 받아들이는 정보의 70% 이상을 수용하는 가장 중요한 감각 기관으로, 인간은 시각을 통해 어떤 물체를 보면서 동시에 칼라를 지각하게 된다^{4),13),14)}. 칼라의 인지는 인지된 칼라가 물체 표면의 고정된 속성일 경우 물체 인식에 필수적이다. 따라서 현대의 일상 생활에서 접하게 되는 텔레비전, 사진, 영화, 책 그리고 신문 등의 각종 정보매체는 대개 칼라 영상으로 구성되어 있고 칼라 스캐너, 모니터 디스플레이와 프린터 등이 이제 사무실의 필수품으로 이용되고 있다³⁾. 생활 속에서의 칼라의 지각은 일상적으로 느낄 때는 별로 까다로운 문제가 아니지만 그것을 객관적으로 분석해 보면 매우 복잡한 측면을 가지고 있다. 즉, 빛과 물체와 눈, 그리고 뇌의 작용이 있어야만 칼라를 지각할 수 있다^{13),14)}.

임의의 칼라는 3원색의 일정량에 의한 결합에 의해 생성될 수 있는데 이 양을 각각 3 자극치라 하고 X, Y, Z로 표기하며, 이들 조합에 의한 3자극 계수 x , y , z 에 의해 칼라는 정의될 수 있다^{4),11)}. CIE(Commission Internationale de l' Eclairage : 국제 조명 위원회)에서는 3 자극 계수에 의한 칼라의 정의를 국제적으로 표준화해서 나타내었는데 이를 색도도(chromaticity diagram)라 한다. 색도도의 외각 곡선은 380nm의 보라색부터 780nm의 빨강 색을 나타내고 있고, 색도도 중앙의 흰색은 3 원색이 같은 비율로 섞여져 있는 공간이다.^{3),4),13),14)} 이 흰 점을 중심으로 멀어질수록 즉, 색도도의 외각에 가까워질수록 순색에 가까워지고 흰 점에 가까워질수록 색의 순도가 떨어지는 차이가 난다. 이와 같은 색의 순도 차를 일반적으로 채도(saturation)라고 한다. 이외에

색을 구분 짓는 색의 속성으로는 명도(intensity)와 색조(hue)가 있다. 명도는 칼라의 밝고 어두운 정도를 나타내고 색조는 붉다, 푸르다 등의 색의 특성 변화를 나타낸다. 이들 색의 속성은 인간이 느끼는 심리적이고 정성적인 양이므로 칼라 장치 등에서 필요로 하는 정량적 양으로 쓰이기에는 적합하지 않다. 따라서 이들 장치를 위한 다양한 좌표계가 필요하다.^{3),4),13)}

2.2 칼라 좌표계와 영상 향상

대부분의 칼라 좌표계는 하드웨어나 좌표계의 목적에 맞게 만들어져 있다. 예를 들어 RGB 좌표계는 모니터 등에서 영상을 나타내는데, CMY좌표계는 칼라 프린터를 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 수정하여 임의의 두 색상이 얼마나 유사한가를 유클리디안 거리(Euclidean distance)로 나타낸 것이다.

여러 가지의 칼라 좌표계는 모두 각 장치나 그 목적에 가장 알맞도록 개발되었기 때문에 이상적인 경우 모니터나 프린터 그리고 텔레비전을 통해 우수한 칼라 영상을 제공할 수 있다. 하지만 장치에 의해 재현되거나 기록된 칼라 영상과 직접 관측된 장면 사이에는 영상의 선명도나 색감 등에서 차이가 발생한다^{1)~3)}. 인간의 시각은 조명의 변동에 대해 대상의 칼라를 이완하는 독립적으로 계산하는 칼라 항상성을 가지므로 폭넓은 대역에서 섬세하고 선명한 칼라 감각을 가져 영상의 재현에서 우수한 성능을 보인다^{1)~3)}. 이와 반대로 칼라 항상성등 조명에 대한 보상 시스템을 가지지 않는 전자 카메라나 필름 등 각종 영상 장치들은 조명의 변화에 의해 칼라가 약해지거나 영상의 선명도에서 손실을 발생한다. 따라서 영상 장치로부터 인간의 시각과 같은 정도의 영상의 재현을 얻기 위해서는 각 장치에 칼라 항상성 등의 보상 시스템을 부여하거나 열화된 영상을 향상시키는 부가적 장치가 필요하다. 칼라 항상성의 구현의 경우, 조명의 조건 등을 파악하고 영상 장치에 들어온 빛에서 조명의 효과를 배제해야 하는 복잡한 과정을 거쳐야 하므로 일반적으로 조명등의 영향에 의해 전체적으로 대비가 줄어든 영상의 대비를 넓게 하여 선명하게 보이도록 하는 향상 알고리즘을 사용하는 것이 간단하다.^{1)~3),5)~10)}

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. 위에서 제시한 RGB, CMY, YIQ 및 Lab 등의 좌표계는 직접적으로 채도를 적절히 처리할 수 요소를 가지고 있지 않기 때문에 색상의 변환을 피할 수 있고 인간의 심리적 시각 특성에 맞는 좌표계로의 변환이 필요하다. 따라서 일반적으로 인간의 심리적 시각 특성을 표현한 색의 3속성인 명도, 채도, 그리고 색조를 요소로 가져 인간의 시각 특성에 알맞은 좌표계인 IHS 좌표계로 변환하여 명도와 채도에 대한 처리를 한다.^{5),8)~10)}

제3장 IHS 좌표계에서 신경회로망을 이용한 영상 향상

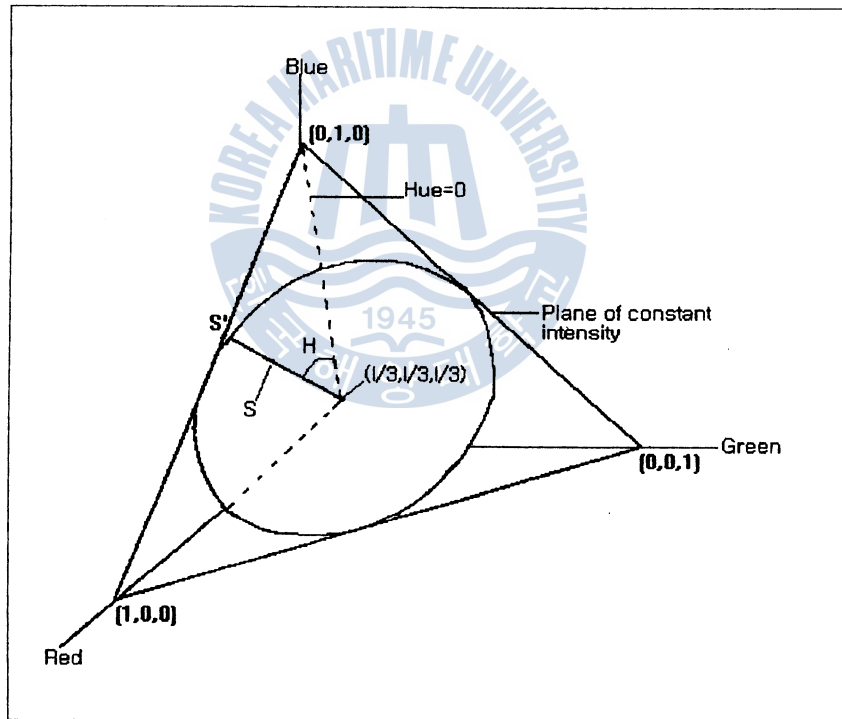
3.1 영상의 향상

RGB좌표계에서 blue를 색조의 원점으로 했을 때 그림 1의 IHS좌표계로의 변환 식은 식 (1) - (3)과 같다. 여기에서 I는 명도를 H는 색조를 S는 채도를 나타낸다.

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

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

$$S = \sqrt{\frac{1}{2}[(r - g)^2 + g(g - b) + b(b - r)]}, 0 \leq S \leq 255 \quad (3)$$



<그림 1> IHS 좌표계¹⁰⁾

흑백 영상에서처럼 명도의 대비를 높여 주는 것이 칼라영상을 향상하는 일반적 방법이다. 그리고 영상의 향상에 있어서 칼라 영상이 흑백 영상과 가장 큰 차이가 나는 부분은 채도의 처리 문제이다. 채도는 명도 축에 수직인 한 단면의 임의의 점에서 그 단면 상의 명도 축과의 거리로 나타내며 거리가 멀수록 순색을 띄고 거리가 가까울수록 탁색을 띤다. 칼라 영상에서 명도의 대비 만을 향상시키면 채도는 원 영상의 값을 그대로 유지함으로써 부적절한 노출에 의한 채도 부분의 감소를 보상할 수 없다. 이의 보상을 위해 기존의 채도 향상 방법들은 선형적인 stretching법을 사용하는데 선형적인 비

에 의한 향상법은 범위 초과 문제의 해결이 필요하다. 그리고 명도의 경우에는 그 대비가 크면 클수록 좋지만 채도는 최대 값에 가까운 값이 많으면 영상이 원 영상과 크게 달라지고 어색해진다. 그러므로 적절한 채도 향상 비값의 선택은 결정적일 수 없고, 반복적인 실험을 통해서 얻을 수밖에 없는 어려움이 있다¹⁰⁾.

명도의 향상 비와 원 영상의 채도를 이용해 채도의 향상 비를 결정하는 방법에서의 이러한 한계를 개선하기 위해 명도와 채도의 비선형적 관계를 근사화해 이 관계에서 채도를 적절히 향상할 수 있는 방법을 위해 본 논문에서는 신경회로망을 이용한 채도의 대비 향상 방법을 제안한다.

3.2 신경회로망

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 2는 사용된 신경망이다¹²⁾.

다층퍼셉트론 모델의 구성 형태는 이웃한 층(layer)끼리만 연결을 가지고, 같은 층 내에서는 연결을 가지지 않는 다층 구조로 되어있다. 정보가 인가되는 층을 입력층(input layer)이라고 하고, 처리된 정보가 나타나는 층을 출력층(output layer)이라고 한다. 입력 층과 출력층 사이의 모든 중간층을 은닉층(hidden layer)이라고 하는데 여러 개의 은닉층이 사용될 수 있다. 이러한 다층 구조의 신경회로망은 다음과 같은 순서에 의해 오차 역전파 신경망 알고리즘을 이용하여 학습시킬 수 있다¹²⁾.

- 1) 모든 연결 가중치 값들을 랜덤(random)한 작은 값으로 초기화 한다.
- 2) 훈련 데이터의 인가한다.
- 3) 순방향 신호를 전달한다.
- 4) 역방향의 오차 계산(backward computation)을 한다.
- 5) 반복실행(iteration)오차가 미리 정의된 충분히 적은 오차 값에 도달하거나 혹은 만족할 만한 적은 값이 될 때까지 순방향 신호전달과 역방향 오차 계산을 반복 실행한다.

오차역전파 신경망 알고리즘에서 훈련 데이터를 인가한 경우 데이터 x 는 식 (4)와 같이 가중치와 곱해져 임의의 한 층의 초기 출력 NT 를 만들고 식 (5) - (6)의 단극성 시그모이드 함수를 거치면 최종 출력 O 가 된다. 식 (7)은 목표치 T 와 O 간의 오차 함수 E 를 나타낸다¹²⁾.

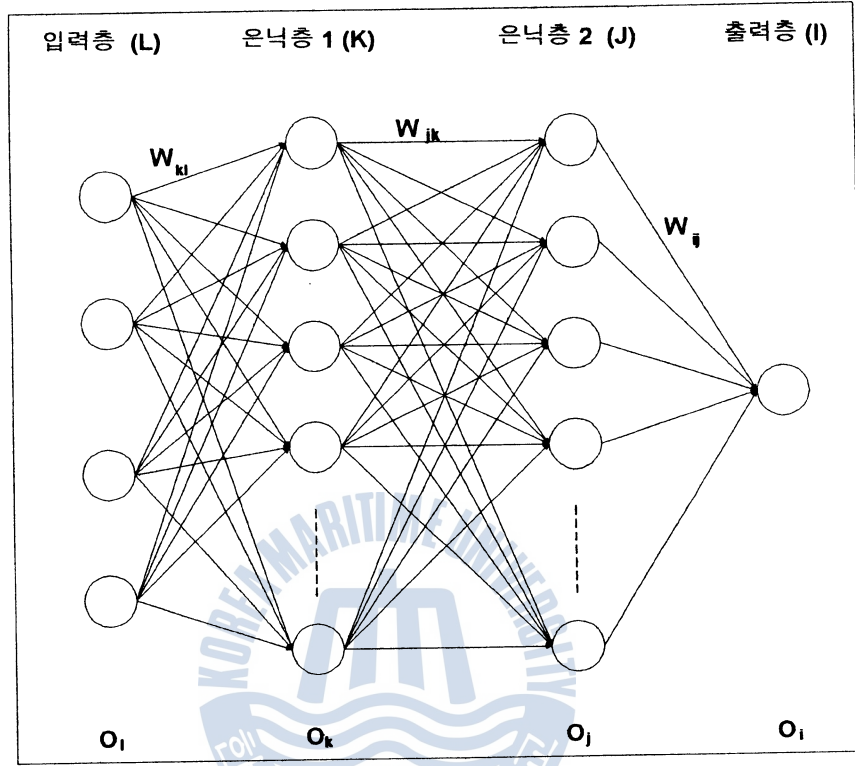
$$NT = xw^T \quad (4)$$

$$f(NT) = \frac{1}{1 + \exp(-NT)} \quad (5)$$

$$O = f(NT) \quad (6)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (T_i - O_i)^2 \quad (7)$$

오차가 작게 나도록 $f(NT)$ 를 미분해서 신경망을 학습시켜야 하므로 $f(NT)$ 의 미분은 식 (8)과 같고, 오차가 초기에 설정한 값에 미치지 않으면 식 (4) - (6)의 과정을 반복하기 위해 각 층에



<그림 2> 다층 퍼셉트론 신경망

서의 가중치 w 을 갱신한다. 이때 가중치 w 는 식 (9) - (11)에서 구해진다.

$$f'(NT) = f(NT)[1 - f(NT)] \quad (8)$$

$$\begin{aligned} w_{ij}^{(t+1)} &= w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij} \\ &= w_{ij}^{(t)} + \alpha \delta_i O_j^{(t)} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} w_{jk}^{(t+1)} &= w_{jk}^{(t)} + \Delta w_{jk} \\ &= w_{jk}^{(t)} + \alpha \delta_j O_k^{(t)} \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} w_{kl}^{(t+1)} &= w_{kl}^{(t)} + \Delta w_{kl} \\ &= w_{kl}^{(t)} + \alpha \delta_k O_l^{(t)} \end{aligned} \quad (11)$$

식 (9) - (11)에서 각 층 사이의 가중치 w 를 전개하면 다음의 식(12) - (17)과 같다.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_i O_j \quad (12)$$

$$\delta_i = (T_i - O_i) \cdot O_i(1 - O_i) \quad (13)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_j O_k \quad (14)$$

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \cdot \sum_{i=1}^m \delta_i w_{ij} \quad (15)$$

$$\Delta w_{kl} = \alpha \delta_k O_l \quad (16)$$

$$\delta_k = O_k(1 - O_k) \cdot \sum_{i=1}^m \delta_i w_{ij} w_{jk} O_j(1 - O_j) \quad (17)$$

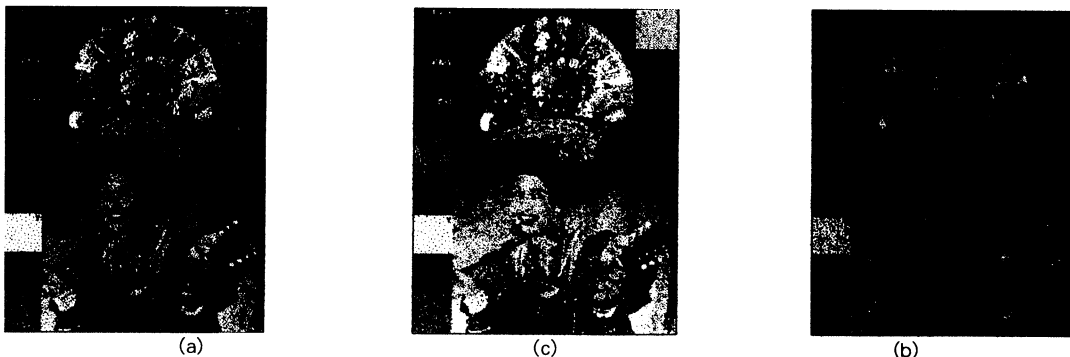
3.3 신경회로망을 이용한 채도 및 영상 향상

신경망을 이용하여 채도, 명도 및 색조 부분의 관계를 학습하여 열화된 영상의 채도를 향상시키기 위해, 표준 칼라 영상을 신경망의 목표 값으로 설정한다. 그리고 학습을 위한 데이터를 얻기 위해 표준 칼라 영상을 인위적으로 색포화도를 N 단계만큼 낮게 처리한 열화된 영상을 입력 값으로 하였다. 입력 수는 표준 영상의 명도 I_s 와 열화된 표준 영상의 명도 I_d , 열화된 표준 영상의 채도 S_d 및 색조 H_d 4개를 적용한다. 출력 층의 노드 수는 근사화해 출력하고자하는 선명화된 채도 값을 위해 준비한다. 각 은닉층의 층 수 및 노드 수는 근사화 정도에 맞게 결정한다.

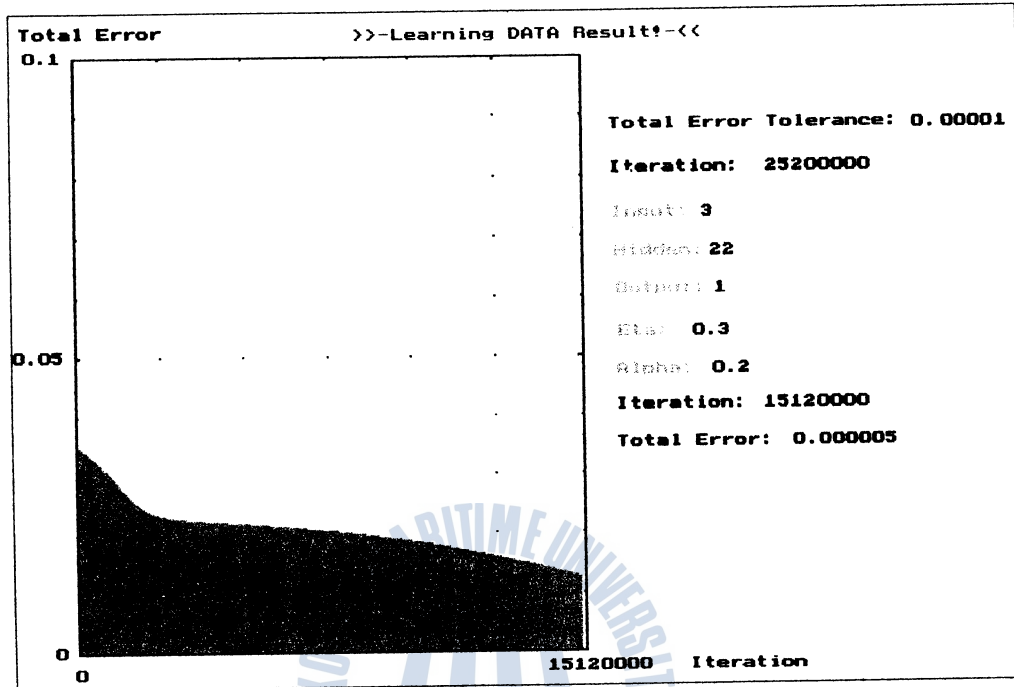
학습된 신경망에 향상하고자하는 영상과 이 영상의 명도를 개선한 명도 영상을 입력하면 향상된 채도를 얻을 수 있다. 즉, 열화된 영상의 명도와 개선된 명도의 차 및 열화된 영상의 채도와 색조를 입력하면 신경망의 근사화 능력에 의해 향상된 채도 부분을 얻을 수 있다. 향상된 채도 및 명도와 원영상의 색조를 결합하여 이를 다시 RGB좌표계로 역변환하여 나타내면 인간의 시각에 적절한 향상도를 가지며 칼라범위를 넘지 않는 향상된 영상을 얻을 수 있다.

제4장 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법을 평가하기 위해 Adobe사의 photoshop3.0에서 제공하는 testpict.jpg 영상을 표준 영상으로 이용했다. 그림 3과 같이 영상에 실내 조명을 대신하여 HP 3C 스캐너의 밝기를 20단계 가감하여 선명하지 않은 영상을 만들고, 각각을 IHS좌표계에서 명도, 채도 및 색조 부분으로 나누었다. 밝기의 가감에 의해 대비가 낮아진 명도 영상의 경우 선형대비향상법을 사용해 향상된 명도를 구하고 이를 대비가 낮아진 명도, 채도 영상 및 색조영상과 함께 신경망의 입력으로 하였다. 신경망에 의해 출력하고자하는 목표 값은 원영상의 채도 값을 선택하여 신경망을 학습시켰다. 그림 3은 신경회로망의 학습을 위해 사용된 표준 영상과 20단계로 열화된 영상 중 가장 밝게 그리고 어둡게 열화된 영상의 예이고, 그림 4는 그림 3의 표준 영상의 채도를 목표치로 신경망을 학습시킨 경우의 오차 감소의 추이를 보여주고 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 3> 신경회로망의 학습을 위한 영상 (a) 표준 영상 (b) 명도가 가장 높은 예 (c) 명도가 가장 낮은 예



<그림 4> 신경망의 학습

그림 5는 제안된 알고리즘을 검증하기 위해 조명이 잘 조절되는 스튜디오에서 조명을 조절하여 얻은 일반 소녀 영상이다. 그림 5(a)는 조명을 가장 밝게 하여 얻은 열화된 영상이고 그림 5(b)는 제안된 알고리즘을 이용해 향상시킨 영상이다. 그림 6은 이 영상의 명도의 히스토그램과 채도의 분포를 나타낸다. 열화된 영상 의 명도 그림 6(a)을 선형대비향상법으로 대비를 늘려주면 그림 6(c)과 같이 명암도가 확장된다. 채도 분포 그림 6(b)이 그림 6(d)에서와 같이 제안된 방법이 적절한 채도 향상을 이루어 그림 5(b)와 같은 향상된 영상을 얻었다.



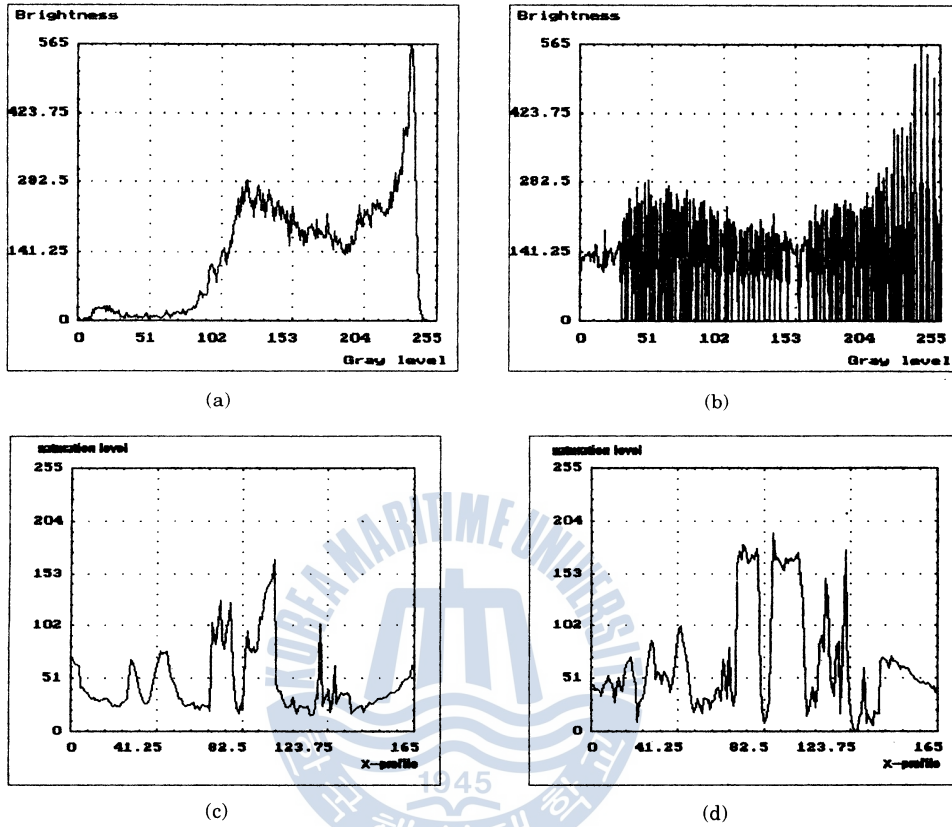
(a)



(b)

<그림 5> 제안된 알고리즘에 적용한 영상 (a) 열화된 영상 (b) 향상된 영상

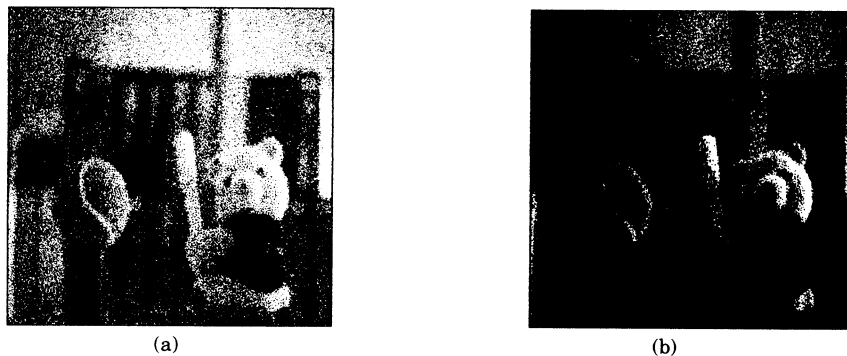
신경회로망을 이용한 칼라 영상의 채도 향상



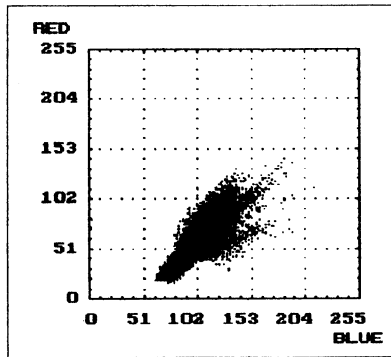
<그림 6> 제안된 알고리즘에 적용한 영상의 명도와 채도의 히스토그램 및 분포도

- (a) 열화된 영상의 명도 히스토그램 (b) 향상된 영상의 명도 히스토그램
(c) 열화된 영상의 142번째 행의 채도 분포도 (d) 향상된 영상의 142번째 행의 채도 분포도

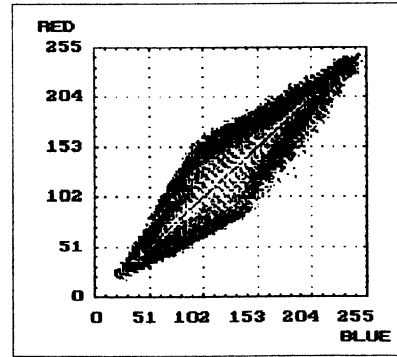
그림 7(a)는 제안된 알고리즘을 일반적인 조명 조건하에서 검증하기 위해 백열등 하에서 얻은 곰 영상이고, 그림 8는 이 영상의 칼라 분포를 나타낸다



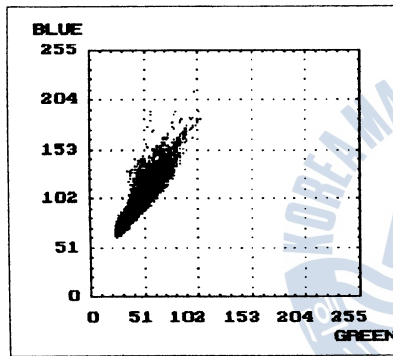
<그림 7> 제안된 알고리즘에 적용한 영상
(a) 열화된 영상 (b) 향상된 영상



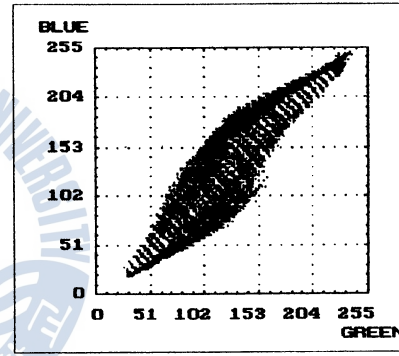
(a-1)



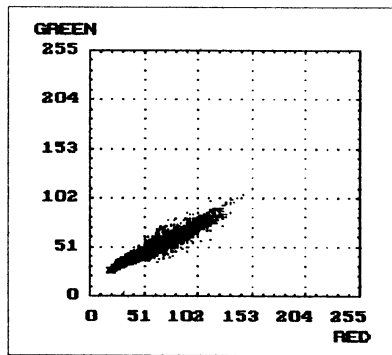
(b-1)



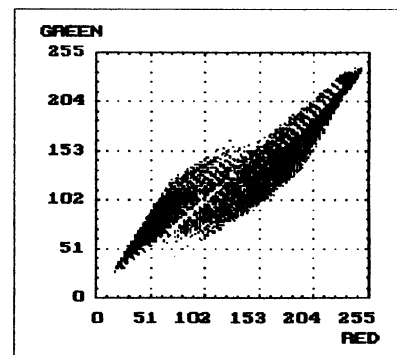
(a-2)



(b-2)



(a-3)



(b-3)

<그림 8> 제안된 알고리즘에 적용한 영상의 RGB 좌표계에서의 분포도
(a) 열화된 영상의 분포도 (b) 향상된 영상의 분포도

그림 8은 RGB 좌표계에서의 칼라의 분포를 2차원 평면인 R-B, B-G 그리고 G-R의 평면에서 보여준다. 그림 8(a)는 열화된 영상의 경우 칼라 분포가 밀집되어 대비가 낮음을 보여주고 있고 그림 8(b)는 제안된 알고리즘에 의해 대비가 커졌음을 보여준다.

제안된 채도 향상법은 기존의 향상 알고리즘에서 결여되고, 미비했던 색채 부분을 향상시킬 수 있는 방법이다. 이 처리 과정에서 칼라의 구조적 해석을 통해 채도의 범위 내에서 대비를 향상시켜 제안한 방법이 기존의 방법에서 가장 문제가 되었던 채도 향상에 따른 인위적 칼라 생성으로 화질이 저하되는 문제를 해결할 수 있고, 기존의 향상법에 비해 보다 선명하고 화질이 우수한 영상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다.

제5장 결 론

본 연구에서는 인공 시각 시스템에서 카메라의 노출 과부족, 조명 효과 등에 의해 흐려진 영상을 보상해서 인간의 눈에 좀 더 선명하게 보이도록 인간의 시각 특성을 고려한 색심리학적 입장에서 칼라 영상을 향상시키는 것에 주안을 두었다. 이를 위해 IHS 좌표계에서 흑백영상에서와 같이 명도(intensity)의 대비를 향상하고, 채도 향상을 위해 신경회로망을 도입하였다. 채도의 향상을 위해 제안된 신경망을 적용하였다. 제안한 채도 대비 향상법은 칼라의 구조적 해석을 신경망에 적용하여 채도의 범위 내에서 대비를 향상 시켜 기존의 방법에서 가장 문제가 되었던 채도 대비 향상에 따른 인위적 칼라 생성으로 화질이 저하되는 문제를 해결할 수 있고, 기존의 향상법에 비해 보다 선명하고 화질이 우수한 영상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다.

앞으로 적절한 고주파 강조 필터 처리 방법을 사용하여 경계를 강화하는 영상 선명화 알고리즘을 추가함으로써 자동 초점 및 노출방식에 의해 획득된 칼라 영상의 부적절한 초점 및 노출에 의한 문제를 동시에 해결할 수 있는 방법의 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Daniel J. Jobson, Ziaur Rahman, and Glenn A. Woodell, "A MultiscaleRetinex for Bridging the Gap Between Color Images and the HumanObservation of Scenes," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 6, No. 7, pp.965 - 976, July 1997.
- [2] 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.
- [3] Gaurav Sharma, and H. Joel Trussell, "Digital Color Imaging," IEEE Trans. Image Processing, Vol.6, No. 7, pp.901 - 932, July 1997.
- [4] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [5] Tian - Hu Yu, "Color image enhancement in a new color space," Proc. of the SPIE, Vol. 2727, Visual Communications and Image Processing' 96, No. 3, pp.1462 - 1471, March 1996.
- [6] Philip A. Mlna, Qiang Zhang, and Jeffrey J. Rodriguez, "3 - DHistogram Modification of Color Images", IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 33, pp.212 - 216. January 1995.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Jeong – Yeop Kim, and Yeong – Ho Ha, “Pseudo – Linearly Modified IHS Color Model and its Application to Color Image Enhancement”, IS&T and SID’ s Color Imaging Conference : Transform & Transportability of Color, Vol. 1, pp.23 – 26, 1993.
- [10] 신현옥, 조석제, “인간의 칼라 인식 특성을 이용한 칼라 영상 향상”, 한국해양 대학교 부설 산업기술연구소 제 14편, pp. 179 – 188, February 1997.
- [11] Ethan D. Montag, and Mark D. Fairchild, “Psychophysical Evaluation of Gamut Mapping Techniques Using Simple Rendered Images and Artificial Gamut Boundaries”, IEEE Trans. Image Processing, Vol.6 No.7, pp.977 – 989, July 1997.
- [12] James A. Freeman, and David M. Skapura, Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison Wesley, 1992.
- [13] 朴度洋, 實用色彩學, 二友出版社, 1989.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Kathleen Edwards, and Philip A. Davis, “The Use of Intensity – Hue – saturation Transformation for Producing color Shaded – Relief Images”, Photogrammetric Engineering & remote Sensing, Vol. 60, No. 11, pp.1369 – 1347, November 1994.

