

채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법

박상욱*, 강문기*

*연세대학교 전기전자공학과

e-mail:scrambls@yonsei.ac.kr

Color Interpolation with Variable Color Ratio using Cross-channel Correlation

Sang Wook Park*, Moon Gi Kang*

*Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei University

요 약

본 논문에서는 순차주사 CCD 이미지 센서를 위한 채널내 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법을 제안했다. 제안된 가변 칼라 비율은 채널내 상관관계뿐만 아니라 채널간의 상관관계를 이용하며 경계부근과 복잡한 국소지점에 나타난 왜곡된 칼라를 제거했다. 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법은 기존의 접근 방법에 비해 주관적 그리고 객관적인 화질로 모두 우수한 결과를 실험적으로 보였다.

1. 서론

최근 들어 정지영상과 동영상에 위한 디지털 카메라에 대한 관심이 높아졌다. 이는 디지털 카메라가 필름을 사용하는 고전적인 카메라에 비해 여러 가지 장점이 많기 때문이다. 대부분의 디지털 카메라는 단일 센서를 사용하기 때문에, 센서의 표면에 칼라를 입혀 색을 받아들인다. 디지털 카메라에서 가장 값비싼 소자가 바로 센서이기 때문이다. 요즘 디지털 카메라에 많이 사용되고 있는 RGB 칼라필터 배열을 그림 1에 나타내었다.

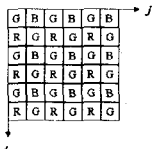


그림 1 : RGB 칼라 필터 배열

본 논문에서는 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법을 제안한다. 제안된 가변 칼라비율은 채널내 상관관계뿐만 아니라 채널간의

상관관계를 이용하여 칼라 보간 과정에 주어진 영상의 경계와 복잡한 국소지점의 특성을 적용적으로 반영한다. 따라서 경계부근과 국소지점에 나타난 왜곡된 칼라가 제거된다.

2. 간략화한 칼라 영상 형성 모델

이상적인 램버트 표면(Lambertian surface)은, 모든 각도에서 동일한 밝기를 나타내며, 입사광을 모두 반사해 낸다. 몬드리안(Mondrian)은 동일한 반사율을 갖는 일련의 조각들로 구성된다.

간략화한 칼라 영상 형성 모델에서는 물체를 램버트 표면을 갖는 몬드리안으로 간주한다. 이 모델에 따르면, 각 채널은 \vec{i} 방향을 갖는 광원을 수직 방향의 단위 평면 $\vec{N}(x)$ 을 갖고 $\rho(x, y)$ 의 알베도(Albedo)를 갖는 3D면에 입사시킨 것으로 볼 수 있다[1]. 알베도는 3D 물체의 재질 특성을 나타내므로, 각 채널마다 다르게 된다. 즉, 세 칼라 채널은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} I^R(x) &= \rho_R \langle \hat{N}(x), \vec{T} \rangle, \\ I^G(x) &= \rho_G \langle \hat{N}(x), \vec{T} \rangle, \\ I^B(x) &= \rho_B \langle \hat{N}(x), \vec{T} \rangle, \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $I^R(x)$, $I^G(x)$ 과, $I^B(x)$ 는 각 채널에서의 영상의 밝기정도를 나타낸다. $\hat{N}(x)$ 는 영상의 수직방향의 단위 평면이고, 여기서 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 은 내적을 나타낸다. 그리고, \vec{T} 은 조명의 평균 방향의 단위 벡터이다. 이는 ρ_i (여기서 i 는 R, G, B를 나타낸다)에 일반화된 색 농도 영상 $\tilde{I}(x) = \langle \hat{N}(x), \vec{T} \rangle$ 을 곱하여, 색의 변화를 나타낼 수 있다. 영상에서 주어진 물체의 내부에서, 알베도가 동일하다고 가정하면 $\rho_i(x) = c_i$ 이다. 여기서 c_i 는 상수이다. 그러므로, 주어진 물체 내부에서는 다음의 상수 비가 유지된다.

$$\begin{aligned} \frac{I^R(x)}{I^G(x)} &= \frac{\rho_i(x) \tilde{I}(x)}{\rho_j(x) \tilde{I}(x)} = \frac{\rho_i(x)}{\rho_j(x)} \\ &= \frac{c_i}{c_j} = \text{constant} \quad (2) \end{aligned}$$

그러므로, 주어진 물체 내부에서 채널의 비는 일정한 값을 유지한다.

3. 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라 비율을 가진 칼라 보간법

개선된 경계 적응적 칼라영상의 보간 구조[2]에 의해 보간된 영상은 경계선이 부근의 칼라 왜곡 현상과 모아래(moire) 현상이 완전히 제거되지 않기 때문에 원 영상의 색과는 차이를 보인다. 이런 현상은 색 수정 과정에 있어 경계 부분에서 과다하게 간략화한 칼라 영상 형성 모델의 문제점을 적절히 보완하지 못했기 때문이다. 간략화한 칼라 형성 모델에 의하면 주어진 물체 내에서 칼라 비는 일정하다고 가정한다. 따라서, 수정 과정에서 사용하는 칼라 비율은 주어진 물체의 경계선과 그 영역의 색깔에 따라 변화해야 한다. 그러나, 개선된 경계 적응적 칼라 영상 보간에서는 단순한 칼라비율의 평균값을 사용하기 때문에 각 색채널간 상관관계를 충분히 반영하지 못하고 칼라 비 일정의 법칙이 갖는 문제점을 완전히 보완하지 못하였다. 따라서 경계 영역과 복잡한 국소지점에 임펄스 노이즈와 같이 원영상의 색과 차이가 나는 칼라 왜곡 현상이나 빗살무늬 영역에서 등근 무지개 빛 색띠가 나타나는 모아래 현상이 여전히 보간된 영상에 남아있게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 채널간 상관관계를 이용한 가변

칼라비율을 가진 칼라 보간법을 제안한다.

다음은 칼라 보간 과정에서 채널간 상관관계를 고려한 가변 칼라 비율을 이용하여 G 채널의 갱신을 하는 과정이다.

$$\begin{aligned} [G_{i,j}^R]^B &= \left[B_{i,j} \left(w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) \frac{G_{i,j-1}}{b_{i,j-1}^G} \right. \right. \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \frac{G_{i,j+1}}{b_{i,j+1}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) \frac{g_{i+1,j+1}^B}{B_{i+1,j+1}} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \frac{g_{i-1,j-1}^B}{B_{i-1,j-1}} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) \frac{G_{i-1,j}}{b_{i-1,j}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \frac{G_{i+1,j}}{b_{i+1,j}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) \frac{g_{i-1,j+1}^B}{B_{i-1,j+1}} \\ &\left. \left. + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \frac{g_{i+1,j-1}^B}{B_{i+1,j-1}} \right) \right] / w_{sum} \quad (3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [G_{i,j}^R]^R &= \left[R_{i,j} \left(w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) \frac{G_{i,j-1}}{r_{i,j-1}^G} \right. \right. \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \frac{G_{i,j+1}}{r_{i,j+1}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) \frac{g_{i+1,j+1}^B}{r_{i+1,j+1}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \frac{g_{i-1,j-1}^B}{r_{i-1,j-1}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) \frac{G_{i-1,j}}{r_{i-1,j}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \frac{G_{i+1,j}}{r_{i+1,j}^G} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) \frac{g_{i-1,j+1}^B}{r_{i-1,j+1}^B} \\ &\left. \left. + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \frac{g_{i+1,j-1}^B}{r_{i+1,j-1}^B} \right) \right] / w_{sum} \quad (4) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_{sum} &= w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \end{aligned}$$

$$g_{i,j}^R = \{ a [G_{i,j}^R]^B + (1-a) [G_{i,j}^R]^R \} \quad (5)$$

개선된 경계 적응적 보간구조[2]에서는 식 (9)에서의 가중치 a 를 단순히 1/2로 고정된 값을 사용했다. 그러나 제안된 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법에서는 채널간 상관관계를 가중치 a 에 반영한다. 따라서 칼라 비 일정의 법칙이 적용되지 않는 경계 영역과 복잡한 국소지점에서 칼라 왜곡 현상을 적게 일으키는 칼라 비율을 가변적으로 적용한다. 갱신된 G 채널의 값 $g_{i,j}^R$ 은 B 채널과 G 채널의 비율에 의해 갱신된 $[G_{i,j}^R]^B$ 와 R 채널

과 G 채널의 비율에 의해 갱신된 $[G_{i,j}^R]^R$ 의 내분함으로 구한다.

가중치 a 를 구하는 방법은 식 (6)과 같다.

$$a = \log\left(\frac{[G_{i,j}^R]^R}{R_{i,j}}\right), \quad (6)$$

여기서 $0 < a < 1$, \log 는 자연로그, $[G_{i,j}^R]^R$ 는 식 (4)에서 구한 값이고, $R_{i,j}$ 는 갱신이 이루어질 위치에서 R 채널의 값이다.

$\frac{[G_{i,j}^R]^R}{R_{i,j}}$ 는 식 (4)의 우변에서 칼라 비율에 가중치를 곱해 구한 함으로서 G 채널의 값을 분자에 R 채널의 값을 분모로 하는 채널 비에 해당한다. 이를 \log 취하여 a 를 얻는데, R 채널의 값이 작아지면 R 채널의 값을 분모로 갖는 a 값은 커지며 식 (5)에서 $[G_{i,j}^R]^B$ 에 많은 가중치가 부여된 G 채널의 갱신 값을 얻게 된다. 이와 같이 갱신될 위치에서 어떤 채널이 더 큰 값을 갖는가를 a 에 반영하기 때문에 채널간의 상관관계가 가변 칼라 비율에 고려될 수 있다.

제안된 방법의 알고리즘은 다음과 같다.

제안된 방법에서는 다음의 식 (7)과 같은 경계 표시자를 가중치로 도입하였다[2].

$$w(k_1, k_2, D_x A_{b,c}, D_x B_{e,d}) = \frac{1}{e^{k_1 D_x A_{b,c}} + e^{k_2 D_x B_{e,d}} - 1} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} D_y A_{i,j} &= \frac{|A_{i,j+1} - A_{i,j-1}|}{2\Delta y}, \\ D_x A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j} - A_{i+1,j}|}{2\Delta x}, \\ D_x A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j-1} - A_{i+1,j+1}|}{2\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}}, \\ D_y A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j-1} - A_{i+1,j+1}|}{2\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 k_1 과 k_2 는 상수이며 $k_1 = 0.04$, $k_2 = 0.09$ 이다. 또 A 와 B 는 R, G , 또는 B 이다.

i) G, B 와 R 채널에서의 초기화

G 채널의 초기화는 다음과 같이 표시 할 수 있다.

$$\begin{aligned} g_{i,j}^G &= \{w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j-1})G_{i,j-1} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j+1})G_{i,j+1} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i-1,j})G_{i-1,j} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i+1,j})G_{i+1,j}\} \\ &/ \{w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j-1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j+1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i-1,j}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i+1,j})\} \end{aligned} \quad (9)$$

B 채널의 초기화는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} b_{i,j}^R &= \left[g_{i,j}^R \left\{ w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i-1,j-1}) \frac{B_{i-1,j-1}}{g_{i-1,j-1}^B} \right. \right. \\ &+ w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i-1,j+1}) \frac{B_{i-1,j+1}}{g_{i-1,j+1}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i+1,j-1}) \frac{B_{i+1,j-1}}{g_{i+1,j-1}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i+1,j+1}) \frac{B_{i+1,j+1}}{g_{i+1,j+1}^B} \left. \right\} \\ &/ \{w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i-1,j-1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i-1,j+1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i+1,j-1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i+1,j+1})\} \end{aligned} \quad (10)$$

R 채널의 초기화도 B 채널과 동일하게 수행된다.

ii) G, B 와 R 채널의 갱신

G 채널의 갱신은 식 (4)와 (5)에서 제시되었다.

B 채널 갱신은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} b_{i,j}^G &= \left[G_{i,j} \left\{ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^R, D_y G_{i,j-1}) \frac{b_{i,j-1}^R}{g_{i,j-1}^R} \right. \right. \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^R, D_y G_{i,j+1}) \frac{b_{i,j+1}^R}{g_{i,j+1}^R} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i+1,j+1}) \frac{b_{i+1,j+1}^G}{G_{i+1,j+1}} \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i-1,j-1}) \frac{b_{i-1,j-1}^G}{G_{i-1,j-1}} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x G_{i-1,j}) \frac{B_{i-1,j}}{g_{i-1,j}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x G_{i+1,j}) \frac{B_{i+1,j}}{g_{i+1,j}^B} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i-1,j+1}) \frac{b_{i-1,j+1}^G}{G_{i-1,j+1}} \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i+1,j-1}) \frac{b_{i+1,j-1}^G}{G_{i+1,j-1}} \left. \right\} \\ &/ \{w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^R, D_y G_{i,j-1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^R, D_y G_{i,j+1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i+1,j+1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i-1,j-1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x G_{i-1,j}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x G_{i+1,j}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i-1,j+1}) \\ &+ w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i+1,j-1})\} \end{aligned} \quad (11)$$

R 채널 갱신도 동일한 방법이다.

4. 실험결과

제안된 알고리즘의 성능은 RGB 칼라 필터 배열을 사용한 CCD 영상 소자로부터 획득된 영상을 사용하여 평가하였다. 384x256의 칼라 세일즈(sails) 영상에 제안된 보간법을 적용하였다. 그림 2는 원영상을 부분적으로 확대시킨 영상으로 기존의 보간법이 적용된 영상과 제안된 보간법이 적용된 영상과 비교하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 PSNR과 두 칼라 영상의 주관적 오차를 객관적으로 측정해주는 NCD(Normalized Color Difference)[3]를 사용했다. PSNR은 다음과 같이 dB

단위로 정의된다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2 \cdot N}{\|\hat{x} - x\|^2}$$

로 정의되며 여기서 x 는 원영상이며, \hat{x} 는 제안된 알고리즘을 통해 보간된 영상이다. $L^*a^*b^*$ 칼라 공간에서 NCD를 계산하였는데, 이는 다음과 같은 식을 사용하여 계산한다.

$$NCD = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|\Delta E_{Lab}\|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|E_{Lab}\|}$$

여기서 ΔE_{Lab} 은 두 칼라 벡터간의 지각에 의한 오차이며, 벡터간의 유클리디안 거리로 계산되며 다음과 같이 주어진다.

$$\Delta E_{Lab} = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2}$$

여기서 ΔL^* , Δa^* , 그리고 Δb^* 는 L^* , a^* , 그리고 b^* 성분간의 차이이다. 벡터는 다음과 같다.

$$E_{Lab} = [(L^*)^2 + (a^*)^2 + (b^*)^2]^{1/2}$$

그림 2는 기존의 방법으로 보간된 영상과 제안된 알고리즘에 의한 결과영상을 보여준다. 각 방법으로 보간된 결과영상의 NCD와 PSNR은 표 1과 같다. 표 1을 통해 제안된 알고리즘이 나은 결과를 보여줄 수 있다.

표 1 기존 방법과 제안된 방법 간의 비교

알고리즘	NCD x 10 ⁻²	PSNR(dB)
Bilinear	4.9973	23.0814
Edge adaptive	3.6594	26.2530
Proposed	2.9893	28.3378

제안된 칼라 보간법은 기존의 방법에 비해 주관적 그리고 객관적인 화질로 월등히 나은 결과를 보여줄 수 있었다. 이는 채널내의 상관관계뿐만 아니라 채널간의 상관관계까지 고려한 가변 칼라비율의 사용을 통해 경계선을 보존하고 경계부근과 복잡한 국소지점에 주로 나타나는 왜곡된 칼라를 제거했기 때문이다.

5. 결론

본 논문에서는 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법을 제안했다. 채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율은 채널내 상관관계

뿐만 아니라 채널간의 상관관계를 이용하며 주어진 영상의 경계 특성을 칼라 보간에서의 갱신 과정에 적응적으로 반영한다. 주어지지 않은 채널 값은 경계를 거스르는 방향이 아니라 경계 방향을 따라서 보간되어진 반면, 국소적으로 나타난 칼라 왜곡 현상과 모아레 현상은 제거가 됐다. 또한 경계 적응적 칼라 보간 구조[1]의 수정과정에서 국소적으로 나타난 왜곡된 칼라의 문제점이 본 논문에서 제안된 갱신 방법에서는 발생되지 않았다.

채널간 상관관계를 이용한 가변 칼라비율을 가진 칼라 보간법은 기존의 접근 방법에 비해 주관적 그리고 객관적인 화질에서 모두 우수한 결과를 실험적으로 보였다.

참고문헌

- [1] R. Kimmel, "Demosaiicing : Image reconstruction from color CCD samples," IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, no.9, pp. 1221-1228, Sep. 1999.
- [2] Bong Soo Hur and Moon Gi Kang, "Edge-adaptive color interpolation algorithm for progressive scan charge-coupled device image sensors," SPIE Optical Engineering, vol.40, no. 12, pp. 1-11, Dec. 2001.
- [3] L. Khriji, F. A. Cheikh and M. Gabbouj, "High-resolution digital resampling using vector rational filters," Opt. Eng., vol. 38, no. 5, pp. 893-901, May 1999.

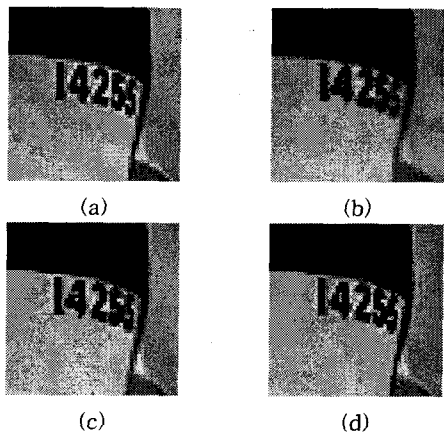


그림 2 부분 확대 영상 (200% 확대)

- (a) 원영상 (b) bilinear
(c) edge adaptive (d) 제안된 방법