

순차주사 CCD 이미지 센서를 위한 개선된 경계적응적 칼라 보간 구조

Improverd Edge-Adaptive Color Interpolation Scheme
for Progressive Scan CCD Image Sensor

연세대학교 전기 컴퓨터공학과

홍훈섭, 허봉수, 강문기

Hunsop Hong, Bong Soo Hur and Moon Gi Kang

Dept. of Electric and Electronic Engineering, Yonsei Univ.

요약

본 논문에서는 순차주사 CCD 이미지 센서를 위한 개선된 경계적응적 칼라 보간 구조를 제안했다. 제안된 경계 표시자(edge indicator) 함수는 채널내 상관관계뿐만 아니라 채널간의 상관관계를 이용하여 국소적으로 나타난 왜곡된 칼라는 칼라 경계 검출법에 기반한 스위칭 알고리즘에 의해 제거됐다. 개선된 경계적응적 칼라 보간 구조는 기존의 접근 방법에 비해 주관적 화질과 객관적 화질 모두 우수한 결과를 실험적으로 보였다.

I. 서론

최근 들어 정지영상과 동영상을 위한 디지털 카메라에 대한 관심이 높아지고 있다. 이는 디지털카메라가 필름을 사용하는 고전적인 카메라에 비해 여러 가지 장점이 많기 때문이다. 대부분의 디지털카메라는 단일 센서를 사용하여, 센서의 표면에 칼라를 입혀 사용하고 있다. 이는 디지털 카메라에서 가장 값비싼 소자가 바로 센서이기 때문이다. 요즘 많이 사용되고 있는 CMYG 칼라필터 배열과 RGB칼라필

터 배열을 그림 1에 나타내었다.

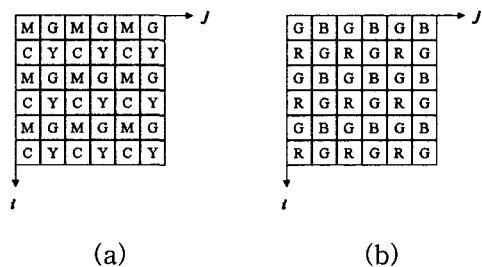


그림 1 : 많이 사용되는 칼라필터 배열 (a)
CMYG 칼라필터배열 (b) RGB 칼라필터배열

본 논문에서는 RGB 칼라 필터 배열을 사용한 순차주사 CCD 이미지 센서에 적용되는 개선된 경계적응적 칼라 보간 구조를 제안한다. 제안된 경계 표시자 함수는 채널내 상관관계뿐만 아니라 채널간의 상관관계를 이용하여 칼라 보간 과정에 주어진 영상의 경계 특성을 적응적으로 반영한다. 또한 경계적응적 칼라 보간 구조의 단순한 칼라 영상 형성 모델로부터 야기된, 국소적으로 나타난 왜곡된 칼라는 칼라 경계 검출법에 기반한 스위칭 알고리즘에 의해 제거됐다.

II. 간략화한 칼라 영상 형성 모델

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

간략화한 칼라 영상 형성 모델은 평坦하지 않은 램버트 조각면을 본 결과이다. 이 모델에 따르면, 각 채널은 \vec{l} 방향을 갖는 광원을 수직 방향의 단위 평면 $\hat{N}(x)$ 을 갖고 $\rho(x, y)$ 의 알베도(Albedo)를 갖는 3D면에 입사시킨 것으로 간주할 수 있다^[1]. 알베도는 3D 물체의 재질 특성을 나타내므로, 각 채널마다 다르게 된다. 즉, 세 칼라 채널은 다음과 같이 쓸 수 있다.

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

여기서, $I^R(x)$, $I^G(x)$ 과, $I^B(x)$ 는 각 채널에서의 영상의 밝기정도를 나타낸다. $\hat{N}(x)$ 는 $(X_1, X_2, X_3 | X_1, X_2)$ 에서 영상의 수직방향의 단위 평면이고, 여기서 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 은 내적을 나타낸다. 그리고, $\vec{l} = (l_1, l_2, l_3)$ 은 조명의 평균 방향의 단위 벡터이다. 이는 ρ_i (여기서 i 는 R, G, B를 나타낸다)에 일반화된 색 농도 영상 $\hat{I}(x) = \langle \hat{N}(x), \vec{l} \rangle$ 을 곱하여, 색의 변화를 나타낼 수 있다. 영상에서 주어진 물체의 내부에서, 알베도가 동일하다고 가정하자. 즉 $\rho_i(x) = c_i$ 이다. 여기서 c_i 는 주어진 상수이다. 그러므로, 주어진 물체 내부에서는 다음의 상수 비가 유지된다.

$$\begin{aligned} \frac{I^i(x)}{I^j(x)} &= \frac{\rho_i(x) \hat{I}(x)}{\rho_j(x) \hat{I}(x)} = \frac{\rho_i(x)}{\rho_j(x)} \\ &= \frac{c_i}{c_j} = \text{constant} \quad (2) \end{aligned}$$

그러므로, 주어진 물체 내부에서 채널의 비는 상수비를 유지한다.

III. 개선된 경계 적용적 칼라 보간 구조

1. 칼라 경계 검출에 의한 스위칭 알고리즘

경계 적용적 칼라영상의 보간 방법^[1]에 의해 보간된 영상은 대부분 경계선이 열화되고 원 영상의 색과는 차이를 보인다. 이런 현상은 수정 과정에 있어 부분적으로 과다하게 간략화한 칼라 영상 형성 모델을 사용하기 때문에 나타난다. 간략화한 칼라 형성 모델에 의하면 주어진 물체 내에서 칼라 비는 일정하다고 가정한다. 따라서, 수정 과정에서 사용하는 마스크의 크기는 주어진 물체의 경계선에 따라 변화해야 한다. 그러나, 경계 적용적 칼라 영상 보간방법은 고정된 원도우를 사용하고(가중치 적용 보간의 경우 3x3, 경계 표시자의 경우 5x5를 사용한다), 이로 인해서, 경계 영역을 포함한 고정된 3x3 크기의 원도우에서 임펄스 노이즈와 같이 원영상의 색과 차이가 나는 현상이 나타나게 된다. 이러한 현상을 제거하기 위해서 칼라 영상에서의 경계 검출을 이용한 스위칭 알고리즘을 제안한다. 칼라 영상에서의 경계 검출로부터 얻어진 경계선을 이용하여, 3x3 원도의 모든 점들이 경계선에 속한 점인가 아닌가의 여부를 판단한다. 3x3 원도우 내부에 경계선을 이루는 점들이 없다면, 수정 과정이 진행된다. 만약 그렇지 않으면, 수정 과정을 거치지 않는다. 스위칭 알고리즘을 사용하는 동안 칼라 영상에서 경계선

을 검출하는 알고리즘^[2]은 다음과 같다.

1단계 : 가우시안(Gaussian) 필터에 영상을 통과시킨다. 가우시안 함수 $G(i, j, \sigma)$ 와 칼라 영상을 컨벌루션 시키는데 있어, 각 점들은 벡터 $\vec{c}(i, j)$ 와 연관된다. 여기서 각 성분들은 $c_k(i, j), k = 1, 2, 3$ 으로 표현되며 이 컨벌루션은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$G(i, j, \sigma) * \vec{I} = G(i, j, \sigma) * I_k, \forall i \quad (3)$$

여기서 \vec{I} 와 I_k 는 칼라 영상 자체와 칼라 영상 성분 k 를 나타낸다.

2단계 : 편도함수를 구하기 위해 finite difference approximation을 사용하여, 구배 (gradient) 크기와 방향을 계산한다.

3단계 : 구배의 크기에 non-maxima suppression을 적용한다.

4단계 : 경계선을 검출하고 연결하기 위해 double thresholding 알고리즘을 사용한다.

2. 새로운 경계 표시 함수를 사용한 개선된 경계 적용적 칼라 보간 구조

경계 적용적 보간 구조^[1]의 중요한 특징중의 하나는 경계 표시자를 가중치로 도입한 점이다. 이러한 경계 표시 함수는 채널 내외의 정보를 모두 사용한다. 경계 적용적 칼라 보간 구조를 사용하여 보간된 영상을 보다 개선시키기 위해 새로운 경계 표시자 함수를 제안한다.

기본적으로 경계 표시자 함수를 만들기 위해 구배의 절대값을 이용했다. 또한 경계선을 따라서는 큰 가중치를, 경계선을 가로질러서는 작은 가중치를 할당하기 위해 구배의 절대값의 함수

인 감소함수를 경계 표시 함수로 선택했다. 방향을 가진 도함수의 finite difference approximation을 재 정의하면, 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} D_y A_{i,j} &= \frac{|A_{i,j+1} - A_{i,j-1}|}{2\Delta y}, \\ D_x A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j} - A_{i+1,j}|}{2\Delta x}, \\ D_x A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j-1} - A_{i+1,j-1}|}{2\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}}, \\ D_y A_{i,j} &= \frac{|A_{i-1,j-1} - A_{i+1,j+1}|}{2\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}}, \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $A = R, G$, 또는 B 이다. 제안하는 경계 표시 함수는 식 (5)와 같다.

$$w(k_1, k_2, D_x A_{b,c}, D_y B_{e,f}) = \frac{1}{e^{k_1 D_x A_{b,c}} + e^{k_2 D_y B_{e,f}} - 1} \quad (5)$$

여기서 k_1 과 k_2 는 상수이며 A 와 B 는 R, G , 또는 B 이다.

이제부터 제안된 경계 표시함수를 사용한 경우에 있어 보간 과정을 유도해 보도록 하자.

i) G 채널에서의 보간

B 의 위치에서 보간된 G 채널의 값은 다음과 같이 표시 할 수 있다.

$$\begin{aligned} g_{i,j}^B &= \{ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j-1}) G_{i,j-1} \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j+1}) G_{i,j+1} \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i-1,j}) G_{i-1,j} \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i+1,j}) G_{i+1,j} \} \\ &/ \{ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j-1}) \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y B_{i,j+1}) \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i-1,j}) \\ &\quad + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x B_{i+1,j}) \}, \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, $A_{b,c}$ 는 A 채널에서 (b, c) 점의 원화소의 값이다. 동일한 방법으로 R 화소 위치의 G 채널의 값도 구해낼 수 있다.

ii) B 와 R 채널의 보간

R 화소의 위치에서 보간된 B 채널의 값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$b_{i,j}^R = \left[g_{i,j}^R \left\{ w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i-1,j-1}) \frac{B_{i-1,j-1}}{g_{i-1,j-1}^B} \right. \right. \\ + w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i-1,j+1}) \frac{B_{i-1,j+1}}{g_{i-1,j+1}^B} \\ + w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i+1,j-1}) \frac{B_{i+1,j-1}}{g_{i+1,j-1}^B} \\ + w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i+1,j+1}) \frac{B_{i+1,j+1}}{g_{i+1,j+1}^B} \left. \right\} \right] \\ / \{ w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i-1,j-1}) \\ + w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i-1,j+1}) \\ + w(k_1, k_2, D_x B_{i,j}, D_x R_{i+1,j-1}) \\ + w(k_1, k_2, D_y B_{i,j}, D_y R_{i+1,j+1}) \} \quad (7)$$

G 화소 위치의 B 채널 값도 동일하게 보간 할 수 있다. R 채널의 보간도 B 채널과 동일하게 수행된다.

다음의 두단계는 보간된 채널 값의 수정 과정이다. 물론 스위칭 알고리즘은 수정 과정에서 수행된다.

iii) G 채널의 수정

R 화소 위치의 G 화소의 값은 아래의 식 (8)-(10)을 통해 조정된다.

$$S_{i,j}^R = \left[b_{i,j}^R \left\{ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) \frac{G_{i,j-1}}{b_{i,j-1}^G} \right. \right. \\ + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \frac{G_{i,j+1}}{b_{i,j+1}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) \frac{g_{i+1,j+1}^B}{B_{i+1,j+1}} \\ + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \frac{g_{i-1,j-1}^B}{B_{i-1,j-1}} \\ + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) \frac{G_{i-1,j}}{b_{i-1,j}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \frac{G_{i+1,j}}{b_{i+1,j}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) \frac{g_{i-1,j+1}^B}{B_{i-1,j+1}} \\ + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \frac{g_{i+1,j-1}^B}{B_{i+1,j-1}} \left. \right\} \right]$$

$$\begin{aligned} & / \{ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) \\ & + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \} \quad (8) \end{aligned}$$

$$T_{i,j}^R = \left[R_{i,j} \left\{ w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j-1}^R) \frac{G_{i,j-1}}{r_{i,j-1}^G} \right. \right. \\ + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y g_{i,j+1}^R) \frac{G_{i,j+1}}{r_{i,j+1}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i+1,j+1}^R) \frac{g_{i+1,j+1}^B}{r_{i+1,j+1}^B} \\ + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y g_{i-1,j-1}^R) \frac{g_{i-1,j-1}^B}{r_{i-1,j-1}^B} \\ + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i-1,j}^R) \frac{G_{i-1,j}}{r_{i-1,j}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x g_{i+1,j}^R) \frac{G_{i+1,j}}{r_{i+1,j}^G} \\ + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i-1,j+1}^R) \frac{g_{i-1,j+1}^B}{r_{i-1,j+1}^B} \\ + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^B, D_x g_{i+1,j-1}^R) \frac{g_{i+1,j-1}^B}{r_{i+1,j-1}^B} \left. \right\} \right]$$

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

$$\therefore g_{i,j}^R = (S_{i,j}^R + T_{i,j}^R)/2. \quad (10)$$

B 화소 위치의 G 채널의 값도 동일한 방법으로 구해낼 수 있다.

iv) B 와 R 채널의 수정

G 화소 위치의 B 채널의 값은 다음의 식 (11)-(12)를 통해 구해낼 수 있다.

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

여기서 i와 j는 모두 훈수이다.

$$\begin{aligned}
b_{i,j}^G = & \left[G_{i,j} \left\{ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y G_{i,j-1}) \frac{B_{i,j-1}}{g_{i,j-1}^B} \right. \right. \\
& + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y G_{i,j+1}) \frac{B_{i,j+1}}{g_{i,j+1}^B} \\
& + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i+1,j+1}) \frac{b_{i+1,j+1}^G}{G_{i+1,j+1}} \\
& + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i-1,j-1}) \frac{b_{i-1,j-1}^G}{G_{i-1,j-1}} \\
& + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^R, D_x g_{i-1,j}) \frac{b_{i-1,j}^R}{g_{i-1,j}^R} \\
& + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^R, D_x G_{i+1,j}) \frac{B_{i+1,j}}{g_{i+1,j}^R} \\
& + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i-1,j+1}) \frac{b_{i-1,j+1}^G}{G_{i-1,j+1}} \\
& \left. \left. + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i+1,j-1}) \frac{b_{i+1,j-1}^G}{G_{i+1,j-1}} \right\} \right] \\
& / \{ w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y G_{i,j-1}) \\
& + w(k_1, k_2, D_y g_{i,j}^B, D_y G_{i,j+1}) \\
& + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i+1,j+1}) \\
& + w(k_1, k_2, D_y G_{i,j}, D_y G_{i-1,j-1}) \\
& + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^R, D_x G_{i-1,j}) \\
& + w(k_1, k_2, D_x g_{i,j}^R, D_x G_{i+1,j}) \\
& + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i-1,j+1}) \\
& + w(k_1, k_2, D_x G_{i,j}, D_x G_{i+1,j-1}) \} \quad (12)
\end{aligned}$$

여기서 i와 j는 모두 짝수이다. 이러한 방법을

적용하여 R화소의 위치에 존재하는 B채널의 값을 구해낼 수 있으며 동일한 방법을 R채널에 적용 가능하다.

IV. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능은 RGB 칼라 필터 배열을 사용한 CCD 영상 소자로부터 획득된 영상을 사용하여 평가하였다. 384x256의 칼라 윈도우 영상을 이용해서 보간법을 적용하였다. 그림 2는 원영상을 부분적으로 확대시킨 영상으로 보간법이 적용된 영상과 비교하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 ISNR과 두 칼라 영상의 주관적 오차를 객관적으로 측정해주는 NCD(Normalized Color Difference^[3])를 사용했다. ISNR은 다음과 같이 dB단위로 정의된다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \frac{\|y - x\|^2}{\|\hat{x} - x\|^2}$$

로 정의되며 여기서 y 는 bilinear 보간법을 적용한 영상이고 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 각각에 의한 오차이며, 벡터간의 유clidean 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 같이 주어진다.

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

그림 2는 기존의 방법으로 보간된 영상과 제안된 알고리즘에 의한 결과영상을 보여준다. 각 방법으로 보간된 결과영상의 NCD와 ISNR은 표 1과 같다. 표1을 통해 제안된 알고리즘이 보다 나은 결과를 보여줄 것을 알 수 있다.

표 1 기존 방법과 제안된 방법간의 비교

알고리즘	NCD x 10 ⁻²	ISNR
Bilinear	7.4761	0.0dB
Edge-adaptive	5.4393	+3.13831dB
Proposed	5.1161	+3.598749dB

제안된 칼라 보간법은 기존의 접근법에 비해 $k1 = 0.04, k2 = 0.09$ 일 때 주관적, 객관적으로 월등히 나은 결과를 보여줄 수 있었다. 이는 채널 내의 상관관계뿐 아니라 채널 간의 상관관계까지 고려한 경계 표시 함수의 사용을 통해 경계선을 보존할 수 있었고, 스위칭 알고리즘을 통해 경계선 주변에 주로 나타나는 잘못된 칼라 오차를 억제했기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 순차주사 CCD 이미지 센서를 위한 개선된 경계적응적 칼라 보간 구조를 제안했다. 분모에 지수함수를 사용한 새로운 경계 표시 함수를 제안했다. 제안된 경계 표시자함수는 채널내 상관관계뿐만 아니라 채널간의 상관관계를 이용하여 주어진 영상의 경계 특성을 칼라 보간 과정에 적응적으로 반영한다. 주어지지 않은 채널 값은 경계를 거스르는 방향이 아니라 경계 방향을 따라서 보간되어진 반면, 에일리어징 현상은 억제가 됐다. 또한, 국소적으로 나타난 왜곡된 칼라는 칼라 경계 검출법에 기반한 스위칭 알고리즘에 의해 제거됐다. 개선된 경계 적응적 칼라 보간 구조는 기존의 접근 방법에

비해 주관적 화질과 객관적 화질 모두 우수한 결과를 실험적으로 보였다.

참고문헌

[1] R. Kimmel, "Demosaicing : Image reconstruction from color CCD samples," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, no.9, pp. 1221-1228, Sep. 1999.

[2] J. Scharcanski and A.N. Venetsanopoulos "Edge detection of color images using directional operators," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 7, no.2, pp. 397-401, Apr. 1997.

[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.

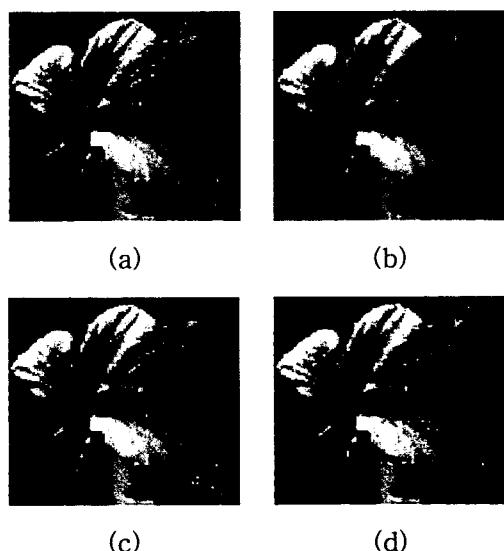


그림 2 부분 확대 영상

(a) 원영상

(b) bilinear

(c) edge-adaptive

(d)

(d) 제안된 방법