

논문 2010-47SP-2-10

잡음을 고려한 공간적응적 색상 보간

(Spatially Adaptive Color Demosaicing of Noisy Bayer Data)

김 창 원*, 유 두 식*, 장 문 기**

(Chang Won Kim, Du Sic Yoo, and Moon Gi Kang)

요 약

본 논문은 잡음을 고려한 공간적응적 색상 보간 방법을 제안한다. 센서의 잡음은 색상 보간 과정에 영향을 미쳐서 결과 영상의 열화를 초래하기 때문에 센서의 잡음이 색상 보간 방법에 고려됨으로써 고해상도의 영상을 획득할 수 있다. 알고리즘의 성능 향상과 연산량의 효율성을 높이기 위해서 베이어 패턴에서 평탄, 에지, 패턴 에지 영역으로 각각 구분한다. 영역에 따라 다른 마스크를 이용하여 국부 통계치를 계산하게 되고, 이를 이용해서 보간 오류가 최소화 되도록 G 색상을 보간한다. 잡음제거를 위해서는 수정된 Non-Local 평균 필터가 사용된다. R과 B 색상은 잡음이 제거되고 보간된 G 색상과 색차값을 이용해서 쉽게 보간된다. 제안된 알고리즘은 기존 알고리즘에 비해 주관적 및 객관적인 면에서 모두 뛰어난 결과를 보임을 실험을 통해 확인 할 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose spatially adaptive color demosaicing of noisy Bayer data. When sensor noises are not considered in demosaicing, they may degrade result image. In order to obtain high resolution image, sensor noises are considered in the color demosaicing step. We identify flat, edge and pattern regions at each pixel location to improve the performance of the algorithm and to reduce complexity. Based on the pre-classified regions, the demosaicing of the G channel is performed using the local statistics to reduce the interpolation error. The sensor noise is simultaneously removed by a modified version of non-local mean filter in the green and in the color difference domain. The R and B channels are interpolated easily using fully interpolated and denoised G and color difference values. Experimental results show that the proposed method achieves a significant improvement in terms of visual and numerical criteria, when compared to conventional methods.

Keywords : 색보간, 잡음제거, 이미지센서, 베이어 패턴 필터 배열, Non-Local Mean.

I. 서 론

일반적인 디지털 카메라는 영상 센서의 크기와 가격 때문에 그림 1에서 보이는 것과 같은 베이어 패턴 색상

필터 배열^[1]을 가진 단일 영상 센서를 사용한다. 이와 같은 단일 영상 센서는 몇 가지 물리적인 한계를 가진다. 단일 영상 센서는 한 화소에서 하나의 색상만을 가

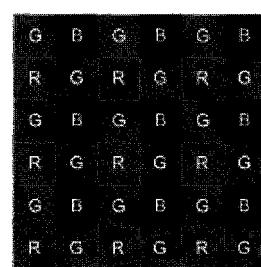


그림 1. 베이어 패턴 색상 필터 배열
Fig. 1. Bayer CFA.

* 학생회원, ** 정회원,
연세대학교 TMS 정보기술사업단
(Institute of TMS Information Technology,
Yonsei University)
※ 본 연구는 서울시 산학협력사업으로 구축된 서울
미래형콘텐츠컨버전스 클러스터의 지원과 2009년도
정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의
지원을 받아 수행된 기초연구사업임
(No.2009-0079024)

접수일자:2009년11월4일, 수정완료일:2010년2월9일

지기 때문에 다른 2개의 색상 정보는 추정해야 하는데 이 과정을 색상 보간이라고 한다. 또한 영상 센서에 의해 획득된 데이터는 여러 센서 잡음들에 의해서 쉽게 훼손된다^[2]. 센서 잡음은 색상 보간에 영향을 미치게 되어 색상 보간 후에 잡음 제거 필터로는 제거하기 힘든 색상 오류와 보간 오류 등을 발생시킨다. 그러므로 센서의 잡음이 색상 보간 과정에 고려가 되는 것이 필요하다. 지금까지 대부분의 색상 보간 방법은 센서의 잡음을 고려하지 않았다^[3~8]. 센서 잡음이 없는 경우에는 비교적 좋은 결과 영상을 보여주지만, 센서 잡음이 있는 경우에는 여러 가지 색상 보간 오류로 인해 열화된 영상을 보여준다. 센서 잡음을 제거하기 위한 연구는 오랜 기간 동안 되어 왔으며 컬러보간 전, 후에 수행되었다^[9~11]. 색상 보간 전 잡음 제거 방법은 베이어 데이터를 열화시키기 때문에 색상 보간 시 여러 보간 오류를 발생시킨다. 색상 보간 후 잡음 제거 방법은 색상 보간 시 발생된 보간 오류는 제거하지 못하는 문제를 가지게 된다.

몇몇의 최근 연구에서 색상 보간 과정에서 센서의 잡음을 고려하였다^[12~15]. 본 논문의 이전 연구^[12]에서는 Local Linear Minimum Mean Square Error (LLMMSE) 필터를 사용해서 에지 적응적 색상 보간을 수행하였다. Joint demosaicing-denoising 방법^[13]에서는 Total Least Square (TLS) 방법을 사용하여서 잡음 제거와 색상 보간을 위한 필터를 결정하였다. 웨이블렛 기반 잡음 제거 방법과 적응적 LLMMSE 필터를 사용한 색상보간 방법이 사용되었으며^[14], Local Polynomial Approximation (LPA)과 Intersection of Confidence Intervals (ICI)를 이용하여 잡음제거와 색상보간을 동시에 수행하였다^[15].

센서의 잡음이 색상 보간 과정에 고려가 될 경우 여러 가지의 이점을 생긴다. 먼저 센서의 잡음이 색상 보간 과정에 영향을 주어서 발생하는 여러 오류들을 최소화 할 수 있어서 영상의 질을 향상시킬 수 있다. 또한 색상 보간과 잡음 제거를 별도로 수행하는 것에 비해서 연산량을 줄일 수 있다. 이에 대한 실험적인 증명은 본 논문의 이전 연구결과에서 확인할 수 있다.

본 논문은 센서의 잡음을 고려한 공간 적응적 색상 보간 알고리즘을 제안한다. 색상 보간과 잡음 제거를 위한 초기 값으로 수직, 수평 방향으로 임시로 보간된 G값과 색차값을 계산한 후 이 값을 이용해서 국부 평균과 분산을 구한다. 이 때 국분 평균은 센서의 잡음제

거에 이용되는데 빠른 버전의 NLM 필터를 사용한다. 또한 알고리즘의 효율성을 높이기 위해서 각 화소에서 영역이 평탄, 에지, 패턴 에지 영역으로 나뉘게 된다. 각 영역에 따라 다른 형태의 마스크가 사용되는데 국부 통계치는 이 마스크 내부에서 계산된다. 색상 보간 시 발생하는 보간 오류를 최소화 하도록 가중치가 결정되며, 가중치 합으로 센서의 잡음은 제거되고 보간된 G값을 구하게 된다. R과 B 값은 잡음 제거되고 보간된 G값과 색차값을 이용하여 쉽게 얻을 수 있다. 이 과정을 통해서 베이어 패턴 색상 필터 데이터로부터 센서의 잡음은 제거 되고 색상 보간된 고화질의 영상을 획득하게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 먼저 영상 생성 모델 및 초기 추정값에 대해서 설명하고, 이어서 G 채널 보간, R/B 채널 보간에 대해 차례로 설명한다. III장에서는 다양한 영상에 대한 실험 결과 및 기존 알고리즘과의 비교를 제공한다. 마지막으로 IV장에서 논문의 결론을 제시한다.

II. 본 론

1. 영상 생성 모델 및 초기 추정값

일반적으로 베이어 컬러 필터 배열 데이터는 여러 센서 잡음에 의해 열화가 된다. 중심 극한 정리 (Central Limit Theorem)에 의해서 여러 통계적 분포를 가지는 센서 잡음의 합은 가우시안 분포로 수렴하기 때문에 본 논문에서는 센서 잡음을 채널 신호 의존적 가우시안 잡음으로 가정한다.

$$\begin{aligned}\tilde{R} &= R + n_R \\ \tilde{G} &= G + n_G \\ \tilde{B} &= B + n_B\end{aligned}\quad (1)$$

여기서 $\tilde{R}, \tilde{G}, \tilde{B}$ 는 열화된 베이어 데이터이고, n_R, n_G, n_B 는 각 채널의 센서 잡음이다.

빨강, 파랑, 녹색의 고주파 영역에서는 각 채널 간에 높은 상호 관계를 보인다. 실제 영상에서도 $G - R, G - B$ 값은 작은 영역 내에서는 평탄하다^[5]. 색차 모델은 이 가정에 기반을 둔다. 본 논문 또한 색차 모델을 사용하여 색차값은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}K^R &= G - R \\ K^B &= G - B\end{aligned}\quad (2)$$

G 와 색차값의 초기 추정값 계산을 위해서 간단한 방법인 해밀턴 방법^[3]을 사용하였다. R 또는 B 위치에서의 수직, 수평방향의 G 추정값은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}\tilde{G}_{H_{i,j}} &= \frac{\tilde{G}_{i,j-1} + \tilde{G}_{i,j+1}}{2} - \frac{2\tilde{A}_{i,j} - \tilde{A}_{i,j-2} - \tilde{A}_{i,j+2}}{4} \\ \tilde{G}_{V_{i,j}} &= \frac{\tilde{G}_{i-1,j} + \tilde{G}_{i+1,j}}{2} - \frac{2\tilde{A}_{i,j} - \tilde{A}_{i-2,j} - \tilde{A}_{i+2,j}}{4}\end{aligned}\quad (3)$$

마찬가지로 G 화소 위치에서의 수직 수평방향의 R 또는 B 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\tilde{A}_{H_{i,j}} &= \frac{\tilde{A}_{i,j-1} + \tilde{A}_{i,j+1}}{2} - \frac{2\tilde{G}_{i,j} - \tilde{G}_{i,j-2} - \tilde{G}_{i,j+2}}{4} \\ \tilde{A}_{V_{i,j}} &= \frac{\tilde{A}_{i-1,j} + \tilde{A}_{i+1,j}}{2} - \frac{2\tilde{G}_{i,j} - \tilde{G}_{i-2,j} - \tilde{G}_{i+2,j}}{4}\end{aligned}\quad (4)$$

여기서 A 는 R 또는 B 이다. 수식 (3), (4)를 이용하면, 색차값은 다음과 같이 표현된다.

$$\tilde{K}_{D_{i,j}}^A = \begin{cases} \tilde{G}_{D_{i,j}} - \tilde{A}_{i,j} & R \text{ 또는 } B \text{화소 위치} \\ \tilde{G}_{D_{i,j}} - \tilde{A}_{i,j} & G \text{ 화소 위치} \end{cases}\quad (5)$$

여기서 $D \in \{H, V\}$ 이다. 잡음과 방향 보간 오류^[14]함을 고려하면 영상 생성 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}G_D &= G + n_{G_D} + \epsilon_{G_D} \\ K_D^A &= K^A + n_{K_D^A} + \epsilon_{K_D^A}\end{aligned}\quad (6)$$

여기서 $n_{G_D}, n_{K_D^A}$ 는 센서 잡음이고 $\epsilon_{G_D}, \epsilon_{K_D^A}$ 는 방향 보간 오류이다. $\epsilon_{G_D}, \epsilon_{K_D^A}$ 는 평균이 0이고 베이어 데이터 및 잡음과는 상관관계가 없다^[14]. 이 과정을 통해서 구한 수직, 수평 방향의 G 와 색차값의 초기 추정치를 이용하여 잡음제거와 색상 보간을 수행한다.

2. G 채널 색보간

베이어 데이터에서 G 채널은 영상의 밝기 정보와 유사하기 때문에 대부분의 공간 정보를 가지고 있고 R 과 B 의 복원에 큰 영향을 미친다. 따라서 G 의 보간은 중요하며 다른 채널보다 먼저 수행된다. 잡음 제거되고 보간된 G 와 색차값은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}\hat{G}_{i,j} &= \frac{w_H \bar{G}_H + w_V \bar{G}_V}{w_H + w_V} \\ \hat{K}_{i,j}^A &= \frac{w_H \bar{K}_H^A + w_V \bar{K}_V^A}{w_H + w_V}\end{aligned}\quad (7)$$

여기서 w_D 는 보간 오류를 최소화 하는 가중치이며, \bar{G}_D, \bar{K}_D^A 는 잡음 제거된 G_D, K_D^A 값이며 여기서 $D \in \{H, V\}$ 이다. G_D, K_D^A 값의 분산은 수식 (6)으로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}\sigma_{G_D}^2 &= \sigma_G^2 + \sigma_{n_{G_D}}^2 + \sigma_{\epsilon_{G_D}}^2 \\ \sigma_{K_D^A}^2 &= \sigma_{K^A}^2 + \sigma_{n_{K_D^A}}^2 + \sigma_{\epsilon_{K_D^A}}^2\end{aligned}\quad (8)$$

보간 오류의 분산은 G_D, K_D^A 의 분산에 비례함을 확인 할 수 있다 ($\sigma_{G_D}^2 \in \sigma_{\epsilon_{G_D}}^2, \sigma_{K_D^A}^2 \in \sigma_{\epsilon_{K_D^A}}^2$). 실제 영상에서 국부 영역에서의 색차값은 매우 평탄하며, G 값 또한 균일영역에서는 평탄하다. 따라서 G_D, K_D^A 값의 분산은 보간의 방향을 결정하는데 있어서 충분한 정보를 제공한다. 보간 오류를 최소화하여 정확한 보간 방향을 결정하기 위해서 가중치 함수는 $\sigma_{G_D}^2, \sigma_{K_D^A}^2$ 에 반비례

$$(w_D \in \frac{1}{\sigma_{G_D}^2}, w_D \in \frac{1}{\sigma_{K_D^A}^2}) \text{ 하도록 결정한다.}$$

따라서 가중치 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$w_D = \frac{1}{\alpha_1 + \frac{\sigma_{G_D}^2}{T_G} + \frac{\sigma_{K_D^A}^2}{T_K}}\quad (9)$$

여기서 T_G, T_K 는 미리 정의된 문턱치이다. 실제 영상에서 σ_G^2 가 $\sigma_{K^A}^2$ 보다 4배 정도 큰 값을 가진다. 본 논문에서는 T_G 가 T_K 보다 4배 큰 값을 가지도록 정의 해서 가중치 함수 내에서 $\sigma_{G_D}^2, \sigma_{K_D^A}^2$ 의 영향을 조절한다. α_1 은 분모가 0이 되는 것을 방지하는 작은 상수이다. \bar{G}_D, \bar{K}_D^A 는 수정된 형태의 NLM 필터를 사용하며 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned}\bar{G}_{D_{i,j}} &= \frac{\sum_{p,q \in h} e_{p,q} \tilde{G}_{D_{p,q}}}{\sum_{p,q \in h} e_{p,q}} \\ \bar{K}_{D_{i,j}}^A &= \frac{\sum_{p,q \in h} e_{p,q} \tilde{K}_{D_{p,q}}^A}{\sum_{p,q \in h} e_{p,q}}\end{aligned}\quad (10)$$

여기서 h 는 잡음 제거에 사용되는 국부 영역이며 가중치 함수 e 는 다음과 같이 정의 된다.

$$e_{p,q} = \frac{1}{\alpha_2 + \frac{\sum_{m,n \in h_1} |G_{D_{i+m,j+n}} - G_{D_{p+m,q+n}}|}{T_n}} \quad (11)$$

h_1 은 두 화소간의 유사성 판단을 위해 사용되는 MXM 마스크이다. 여기서 M은 마스크의 크기로 잡음의 정도에 따라 3 또는 5의 크기를 가진다. T_n 은 잡음 제거와 에지 보존을 조절하는 미리 정의된 문턱치이며 잡음의 정도에 따라 8~32의 값을 사용한다. 수식 (7)로부터 잡음 제거된 R 또는 B 값을 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{A}_{i,j} = \hat{G}_{i,j} - \hat{K}_{i,j}^A \quad (12)$$

G 화소의 위치에서는 색상 보간은 필요하지 않고 잡음 제거 과정만이 필요하다. 따라서 간단하게 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{G}_{i,j} = \frac{\sum_{p,q \in h} e_{p,q} \tilde{G}_{D_{p,q}}}{\sum_{p,q \in h} e_{p,q}} \quad (13)$$

각 영역마다 잡음과 보간 오류의 특성이 다르기 때문에 영역 적응적 색상 보간이 필요하다.

표 1에서 보는바와 같이 평탄영역에서는 보간 오류는 거의 없지만 잡음은 많으며, 에지 영역에서는 보간 오류가 잡음에 비해 크다.

또한 표 2에서 보는바와 같이 패턴 에지 영역에서는 주변 화소 정보를 이용하지 않을 경우 보간 방향의 결

표 1. 잡음과 보간 오류의 영역에 따른 특성
Table 1. The characteristics of noise and demosaicing error.

	평탄영역	에지영역	패턴영역
보간 오류의 분산	3.6	13.5	16.54
잡음의 분산		6.24	

표 2. 패턴 영역에서의 방향 결정
Table 2. The determination of edge direction in the pattern region.

	$ w_H - w_V $ 의 평균
주변 정보 이용	0.19
주변 정보 이용하지 않음	0.007

정이 어렵다. 본 논문에서는 영역 적응적 색상 보간을 위해서 베이어 데이터를 이용해서 영역을 구분한다^[7]. 먼저 에지영역 구분을 위해서 D_V , D_H 는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} D_V &= |\tilde{G}_{i-1,j} - \tilde{G}_{i+1,j}| + |\tilde{A}_{i-2,j} - \tilde{A}_{i,j}| \\ &\quad + |\tilde{A}_{i+2,j} - \tilde{A}_{i,j}| \\ D_H &= |\tilde{G}_{i,j-1} - \tilde{G}_{i,j+1}| + |\tilde{A}_{i,j-2} - \tilde{A}_{i,j}| \\ &\quad + |\tilde{A}_{i,j+2} - \tilde{A}_{i,j}| \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 D_V 와 D_H 는 각각 5X5 베이어 데이터 내부에서 세로 방향과 가로방향의 화소간 차이값으로 그 값이 크면 에지가 존재한다고 판단할 수 있다. 에지영역으로 구분되지 않은 영역을 다시 평탄영역과 패턴 에지 영역으로 구분하기 위해서 D_G 는 다음과 같이 정의한다.

$$D_G = |\tilde{G}_{H_{i,j}} - \tilde{G}_{V_{i,j}}| \quad (15)$$

D_V , D_H , D_G 를 이용해서 R 또는 B 화소 위치에서 영역을 구분하면 다음과 같다.

$$\begin{cases} \text{평탄영역} & |D_V - D_H| < T_{edge}, D_G \leq T_{flat} \\ \text{패턴에지영역} & |D_V - D_H| < T_{edge}, D_G > T_{flat} \\ \text{일반에지영역} & |D_V - D_H| \geq T_{edge} \end{cases} \quad (16)$$

여기서 T_{edge} , T_{flat} 는 영역을 결정하기 위한 미리 정의된 문턱치이다. 영역 적응적 색상 보간을 위해서 국부 통계치를 구함에 있어서 다른 형태의 마스크(h)를 사용하였다. 평탄 영역에서는 잡음 제거 효율을 높이기 위해서 $N \times N$ 마스크를 사용하였고 에지 영역에서는 보간 오류를 최소화하고 NLM필터의 계산 효율 증대를 위해서 $N \times 1$ 혹은 $1 \times N$ 형태의 마스크를 사용하였다. 패턴 에지 영역에서는 주변 화소의 보간 방향 정보를 이용하기 위해서 N개의 $N \times 1$ 혹은 $1 \times N$ 형태의 마스크를 사용하였다. 여기서 N은 마스크의 크기로 잡음의 정도와 보간의 정확도를 위해서 7~17의 크기를 가진다.

3. R/B 채널 색보간

G 채널 보간 과정을 통해서 R, B 채널 보간 과정은 잡음의 영향이 없는 기준의 보간과 동일한 상황이 되었다. 따라서 본 논문에서는 [12]에서 잡음 제거 부분을

제외한 보간 방법만을 사용하였다. 잡음 제거되고 보간된 G값을 이용해서 B위치에서의 R값을 구하면 다음과 같다.

$$\hat{R}_{i,j} = \hat{G}_{i,j} - \frac{\sum_{k,l \in h_2} w_{i+k,j+l} \hat{K}_{i+k,j+l}^R}{\sum_{k,l \in h_2} w_{i+k,j+l}} \quad (17)$$

여기서 $(k,l) = \{(-1,-1), (-1,1), (1,-1), (1,1)\}$ 이며 가중치 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$w_{i+k,j+l} = \frac{1}{\alpha_3 + |\hat{G}_{i,j} - \hat{G}_{i+k,j+l}|}$$

여기서 α_3 는 분모가 0이 되는 것을 방지하는 작은 상수이다. G위치에서의 R 보간은 그 위치에 따라서 사용되는 화소의 위치가 다르며 다음과 같다.

$$(k,l) = \{(-1,0), (-1,-2), (1,-2), (1,0), (1,2), (-1,2)\}$$

$$(k,l) = \{(-2,-1), (0,-1), (2,-1), (2,1), (0,1), (-2,1)\}$$

이 과정을 통해서 잡음에 의해 열화된 베이어 데이터로부터 잡음 제거되고 색상 보간된 컬러 영상을 획득하였다.

III. 실 험

제안하는 알고리즘의 성능 비교를 위해서 24개의 코닥 실험 영상을 사용하였고, 실제 영상은 Micron사의 2M 영상 센서를 이용하여 베이어 데이터를 획득하였다. 실험을 위해서 10dB와 20dB의 채널 의존적 가우시안 잡음이 코닥 실험 영상에 더해 베이어 데이터를 생

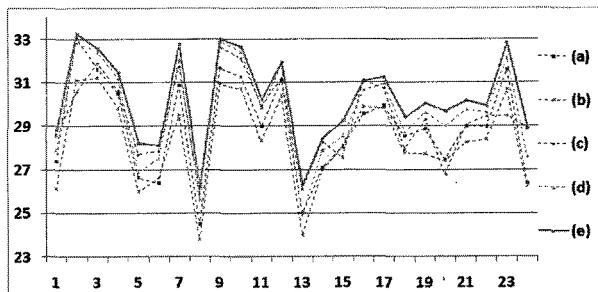


그림 2. 10dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 PSNR 비교 (b) 방법 [12] (c) 방법 [13] (d) 방법 [14] (e) 방법 [15] (e) 제안하는 방법

Fig. 2. PSNR comparisons of 10dB Gaussian noise corrupted images by (a) [12], (b) [13], (c) [14], (d) [15], and (e) proposed method.

성하였다. 수치 비교를 위해서 본 논문에서는 PSNR과 NCD를 사용하였다. NCD는 정규화된 색차값으로 Lab에서의 L_2 norm 값이다. 비교를 위해서 기준 연구의

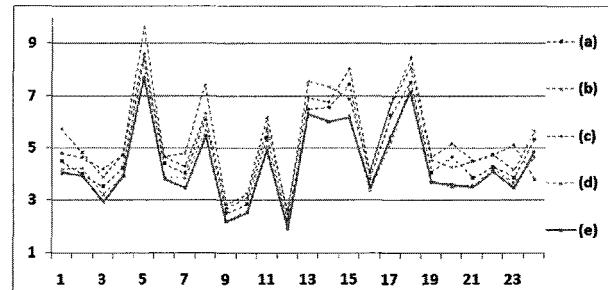


그림 3. 10dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 NCD 비교 (a) 방법 [12] (b) 방법 [13] (c) 방법 [14] (d) 방법 [15] (e) 제안하는 방법

Fig. 3. NCD comparisons of 10dB Gaussian noise corrupted images by (a) [12], (b) [13], (c) [14], (d) [15], and (e) proposed method.

표 3. 10dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 수치 비교

Table 3. Numerical comparisons of 10dB Gaussian noise corrupted images.

방법	[12]	[13]	[14]	[15]	제안
	29.41	28.33	28.95	29.71	30.28
	25.89	23.69	24.47	24.94	26.16
	32.82	31.56	33.24	33.45	33.70
	5.238	5.354	4.862	4.474	4.373
	2.641	2.476	2.241	2.067	1.912
	8.578	9.601	8.334	8.306	7.715

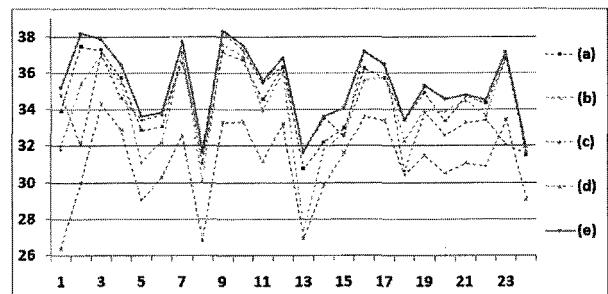


그림 4. 20dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 PSNR 비교 (a) 방법 [10] (b) 방법 [11] (c) 방법 [12] (d) 방법 [13] (e) 제안하는 방법

Fig. 4. PSNR comparisons of 20dB Gaussian noise corrupted images by (a) [12], (b) [13], (c) [14], (d) [15], and (e) proposed method.

표 4. 20dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 수치 비교

Table 4. Numerical comparisons of 20dB Gaussian noise corrupted images.

방법	[12]	[13]	[14]	[15]	제안
	34.19	31.06	34.58	33.95	35.31
	30.19	26.33	30.67	27.43	31.36
	38.27	34.39	38.39	37.60	39.33
	3.114	3.940	2.931	3.168	2.864
	1.429	1.756	1.315	1.412	1.291
	5.836	6.847	5.293	6.096	5.196

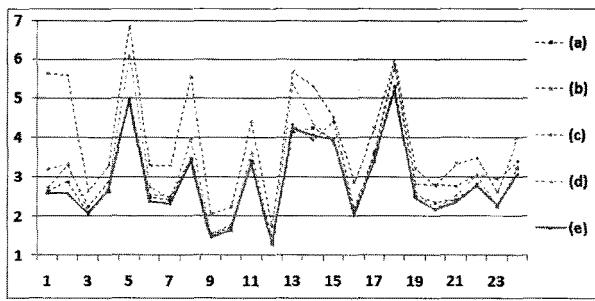


그림 5. 20dB 가우시안 잡음이 더해진 영상의 NCD 비교 (a) 방법 [12] (b) 방법 [13] (c) 방법 [14] (d) 방법 [15] (e) 제안하는 방법

Fig. 5. NCD comparisons of 20dB Gaussian noise corrupted images by (a) [12], (b) [13], (c) [14], (d) [15], and (e) proposed method.

알고리즘^[12], Hirakawa와 Parks가 제안한 알고리즘^[13], Zhang 등이 제안한 알고리즘^[14], Paliy 등이 제안한 알고리즘^[15]을 사용하였다. 그림 2~5의 가로축은 Kodak 실험영상의 번호이며 그림 2와 4의 세로축은 PSNR (dB)를 나타내며 그림 3과 5의 세로축은 NCD를 나타낸다.

그림 2와 3, 표 1은 10dB 가우시안 잡음이 더해진 실험 영상의 수치비교이다. (a)~(e)는 각각 알고리즘 [12], [13], [14], [15]과 제안하는 알고리즘이다. 대부분의 영상에서 제안하는 방법은 기존 방법에 비해서 좋은 수치적 결과를 보여준다. PSNR의 측면에 있어서 제안하는 방법은 기존방법에 비해서 평균적으로 0.57에서 1.57dB를 향상시켰으며 최대값 및 최소값을 기준으로는 약 0.27~2.4dB 향상시켰다. NCD값은 그 값이 작을수록 색의 오류가 작다고 할 수 있는데 기존 방법에 비해서 0.1에서 약 0.98 정도 작은 값을 가진다. 그림 4와 5,

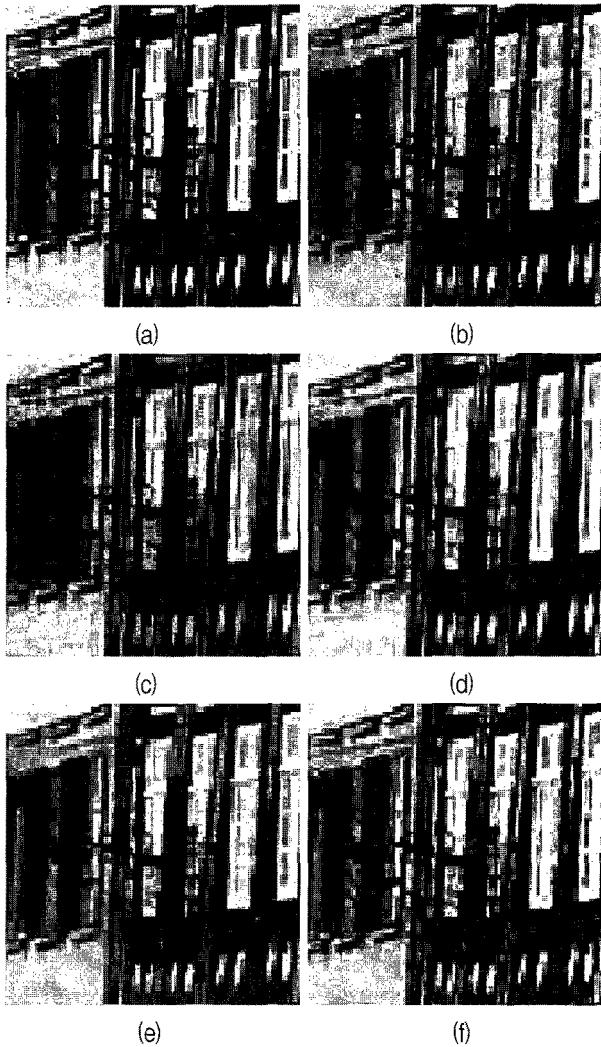


그림 6. 10dB 가우시안 잡음에 의해 열화된 코닥 8 영상 (a) 원본 영상 (b) 방법 [12] (c) 방법 [13] (d) 방법 [14] (e) 방법 [15] (f) 제안하는 방법

Fig. 6. 10dB Gaussian noise corrupted Kocak 8 (a) original image, images by (b) [12], (c) [13], (d) [14], (e) [15], and (f) proposed method.

표 2는 20dB 가우시안 잡음이 더해진 실험 영상의 수치비교이다. 10dB의 경우와 마찬가지로 기존 방법에 비해서 대부분의 영상에서 좋은 결과를 보여준다. PSNR의 측면에 있어서 제안하는 방법은 기존방법에 비해서 평균적으로 약 0.7에서 4.2dB를 향상시켰다. NCD값은 기존 방법에 비해서 0.05에서 약 1 정도 작은 값을 가진다. 색상 보간과 잡음 제거의 성능 비교를 위해서는 수치적이 비교뿐만 아니라 영상 화질 비교인 주관적인 비교도 중요하다. 그림 6과 7은 각각 원본 영상, 기존 방법의 결과 영상과 제안하는 알고리즘의 결과 영상을 보여준다. 그림에서 확인 할 수 있듯이 제안 하는 방법은

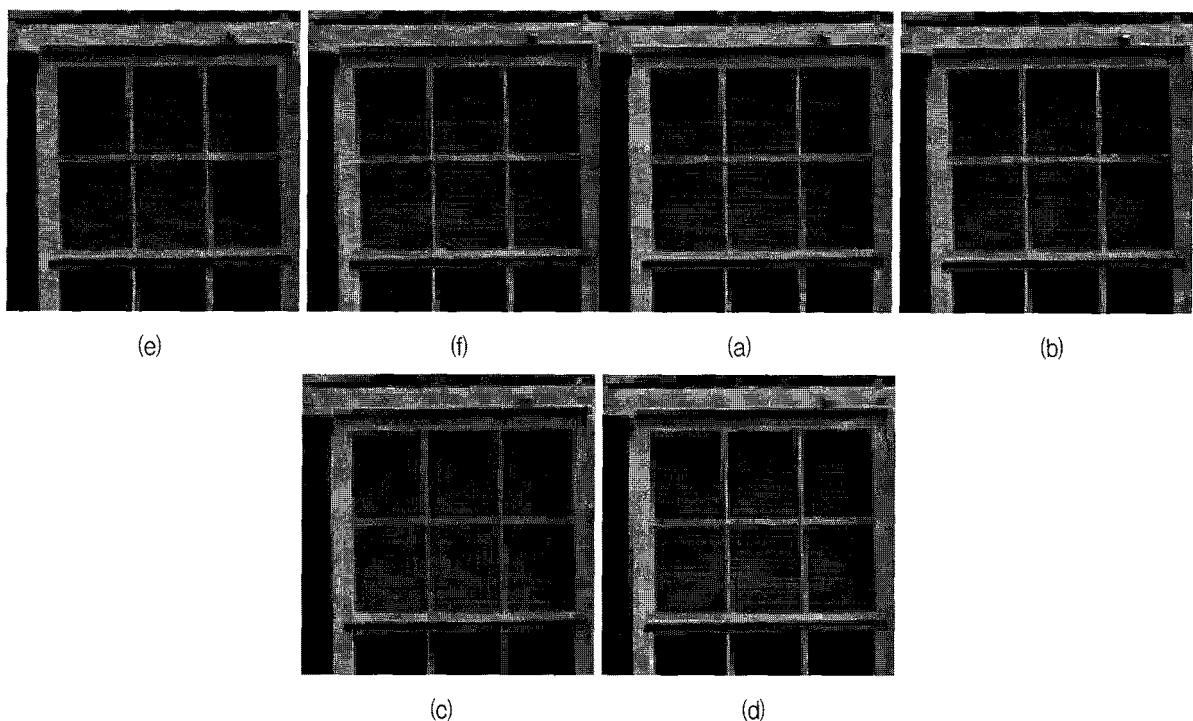


그림 7. 20dB 가우시안 잡음에 의해 열화된 코닥 1 영상

(a) 원본 영상 (b) 방법 [12] (c) 방법 [13] (d) 방법 [14] (e) 방법 [15] (f) 제안하는 방법

Fig. 7. 20dB Gaussian noise corrupted Kocak 1.

(a) original image, images by (b) [12], (c) [13], (d) [14], (e) [15], and (f) proposed method.

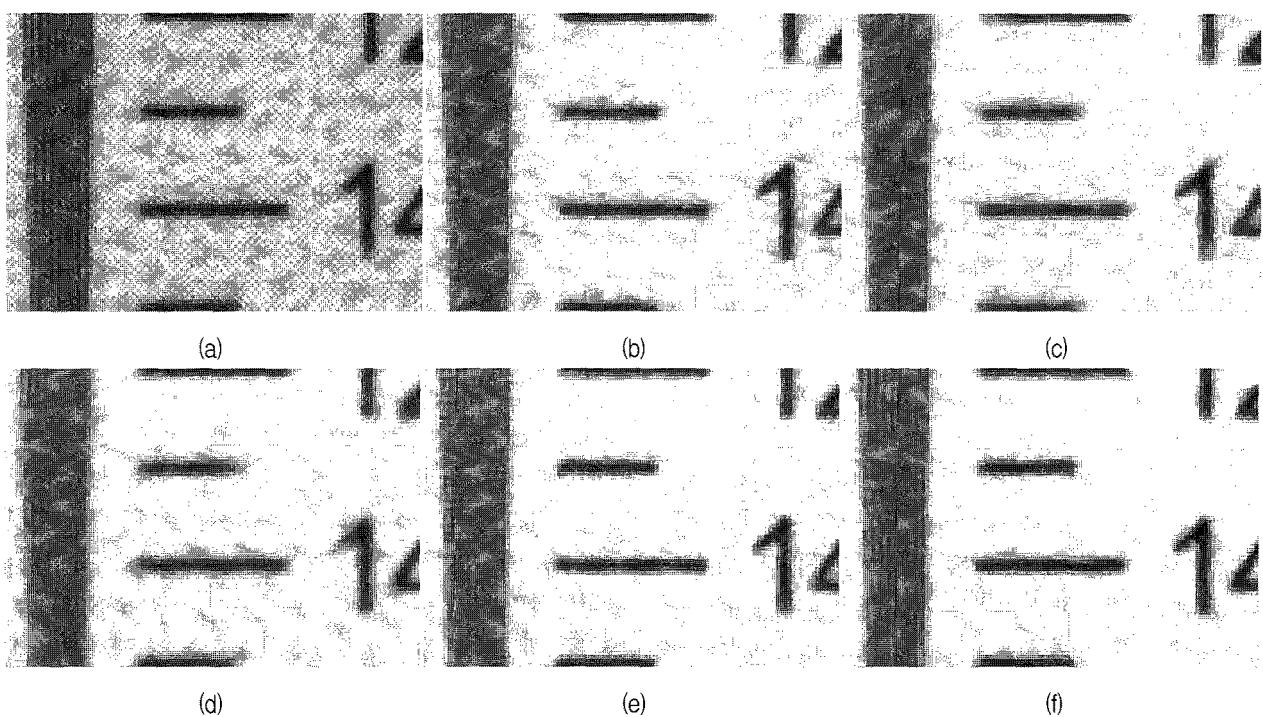


그림 8. Micron 센서에 의해 획득된 영상

(a) 베이어 데이터 (b) 방법 [12] (c) 방법 [13] (d) 방법 [14] (e) 방법 [15] (f) 제안하는 방법

Fig. 8. Bayer CFA image taken from Micron's image sensor (MT9D111).

(a) Bayer CFA, images by (b) [12], (c) [13], (d) [14], (e) [15], and (f) proposed method.

표 5. 연산량 비교

Table 5. Computational complexity comparison.

방법	[12]	[13]	[14]	[15]	제안
연산 시간 (초)	5.12	617.19	44.54	42.86	40.74

10dB와 20dB 경우 모두에서 잡음 제거는 효율적으로 하면서 보간 오류의 발생은 최소화 하여 고화질을 영상을 보여준다. 기존 연구의 결과는 색상 오류는 거의 발생하지 않았지만 예지 정보의 열화가 있으며 보간 오류가 발생하였다. [13]은 가장 나쁜 결과 영상을 보여 주었다. [14]는 비교적 보간 오류는 최소화 하였지만 웨이블릿 기반 잡음제거 방법으로 인한 링잉효과가 발생하였다. [15]는 바둑모양 잡음을 보여주었고 보간 오류도 발생하였다. 그럼 8은 실제 센서로 획득한 베이어 테이터를 처리한 결과 영상이다. 테스트 영상과 마찬가지로 제안하는 방법이 가장 좋은 결과를 나타내었으며 기존 방법들은 테스트 영상과 같은 문제점을 보여주었다. 제안하는 방법은 수치적인 비교에서는 [14]의 방법보다 조금 좋은 결과를 보여주지만 영상의 화질을 고려하면 제안하는 방법은 기존의 방법에 비해서 주목할 만한 질적인 개선을 보여준다.

표 3은 연산량 비교를 위해서 평균 수행시간을 표기하였다. 3.2GHz CPU와 4GB의 메모리를 장비한 PC에서 실험을 수행하였다. 기존의 연구가 가장 빠른 수행 속도를 보이고 [13]의 방법은 현저히 느린 수행 속도를 보이고 있다. [14]와 [15] 및 제안하는 방법은 거의 비슷한 수행 속도를 보여준다. 하지만 알고리즘의 수행속도는 프로그램 코드의 최적화에 의해서 좀 더 개선될 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 잡음에 의해 열화된 베이어 데이터로부터 색상 보간된 결과를 얻기 위한 잡음을 고려한 색상 보간 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘의 성능과 연산의 효율성을 위해서 평탄, 예지, 패턴에 영역으로 구분 하여서 각각의 영역에서 국부 통계치를 계산하였다. 보간 오류를 최소화 하는 방향으로 색상 보간을 수행하기 위해서 가중치 함수는 수직 수평 방향의 G와 색차값의 국부 분산을 이용하였다. 이 때 NLM에 기반

을 둔 필터를 사용하여 국부 평균을 구하였고 이 값을 이용해서 색상 보간과정에서 잡음을 제거하였다. 제안된 알고리즘의 성능은 테스트 영상과 실제 영상의 실험을 통해서 확인하였다. 실험 결과 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수함을 정량적 평가 및 시각적인 측면에서 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] B. E. Bayer, "Color imaging array," U.S. Patent 3 971 065, Jul. 1976.
- [2] E. Choi, J. Choi, and M. G. Kang, "Super-Resolution Approach to Overcome Physical Limitations of Imaging Sensors : An Overview," International Journal of Imaging Systems and Technology, Wiley, vol. 14, issue 2, pp. 36-46, Aug. 2004.
- [3] J. F. Hamilton Jr. and J. E. Adams, "Adaptive color plane interpolation in single sensor color electronic camera," U.S. Patent 5 629 734, May 1997.
- [4] R. Kimmel, "Demosaicing: Image reconstruction from color CCD samples," IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, no. 9, pp. 1221-1228, Sep. 1999.
- [5] S. C. Pei and I. K. Tam, "Effective color interpolation in CCD color filter arrays using signal correlation," IEEE Trans. Circuits and systems for video technology, vol. 13, no. 6, pp. 503-513, Jun. 2003.
- [6] W. Lu and Y. Tan, "Color filter array demosaicing: New method and performance measures," IEEE Trans. Image Processing, vol. 12, no. 10, pp. 1194-210, Oct. 2003.
- [7] 김창원, 오현묵, 강문기, "영역 적응적 컬러보간 알고리듬", 대한전자공학회 하계종합학술대회, 용평리조트, 2008년 6월
- [8] 오현묵, 강문기, "채널 간 국부 상관도에 기반 한 예지 적응적 컬러 보간", 대한전자공학회 하계종합학술대회, 용평리조트, 2008년 6월
- [9] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, "Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise," IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, vol PAMI-7, no. 2, Mar. 1985.
- [10] O. Kalevo and H. Rantanen, "Noise Reduction Techniques for Bayer-Matrix Images," Proc. SPIE, vol. 4669, pp. 348-359, Apr. 2002.
- [11] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A

- non-local algorithm for image denoising," Proc. IEEE CVPR, vol. 2, pp. 60-65, 2005.
- [12] C. Kim and M. G. Kang, "Noise Insensitive High Resolution Color Interpolation Scheme Considering Cross-Channel Correlation," SPIE Optical Engineering, vol. 44, issue 12, pp.127006-1-127006-15 , Dec. 2005.
- [13] K. Hirakawa and T. W. Parks, "Joint Demosaicing and Denoising," IEEE Trans. Image Processing, vol. 15, no. 8, pp. 2146-2157, Aug. 2006.
- [14] L. Zhang, X. Wu, and D. Zhang "Color Reproduction From Noisy CFA Data of Single Sensor Digital Cameras," IEEE Trans. Image Processing, vol. 16, no. 9, pp. 2184-2197, Sep. 2007.
- [15] D. Paliy, M. Trimeche, V. Katkovnik, and S. Alenius, "Spatially Adaptive Color Filter Array Interpolation for Noiseless and Noisy Data," International Journal of Imaging Systems and Technology (IJISP), Special Issue on Applied Color Image Processing, vol. 17, iss. 3, pp. 105-122, October 2007.

저자 소개



김 창 원(학생회원)
2002년 연세대학교 전자공학과
학사 졸업.
2004년 연세대학교 전자공학과
석사 졸업.
2004년 ~연세대학교 전기전자
공학과 박사과정.

<주관심분야 : 컬러보간, 잡음제거, 카메라 ISP,
영상 복원>



유 두 식(학생회원)
2006년 연세대학교 전자공학과
학사 졸업.
2008년 연세대학교 전자공학과
석사 졸업.
2008년 ~연세대학교 전기전자
공학과 박사과정.

<주관심분야 : 컬러보간, 카메라 ISP, 영상 복원>



강 문 기(정회원)
1986년 서울대학교 전자공학과
학사 졸업.
1988년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업.
1994년 Northwestern University
박사 졸업.

1994년 ~1997년 Assistant Professor.
(University of Minnesota, Duluth)
1997년 ~1999년 연세대학교 전기전자공학과
조교수.
1999년 ~2004년 연세대학교 전기전자공학과
부교수.
2004년 ~연세대학교 전기전자공학과 정교수.
<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비
선형 필터링, 비디오 분석 및 처리, 부화소단위의
움직임 추정>