

디모자이킹을 위한 Wiener Filter 기반의 디노이징 알고리즘

정회원 이 록 규*, 정 제 창**^o

Wiener Filter Based Denoising Algorithm for Demosaicking

Rokkyu Lee*, Jechang Jeong**^o *Regular Members*

요 약

디지털 카메라의 mosaicked image는 Bayer CFA 등의 센서를 통해 획득되며 full resolution의 컬러 영상을 얻기 위해서는 demosaicking이라는 과정이 요구된다. 그러나 시그널이 센서를 통과할 때 noise가 더해지게 되기 때문에 이를 제거하기 위한 denoising process는 demosaicking 과정 전단에 반드시 고려되어야 하는 것이다. 본 논문에서는 demosaicking과 denoising을 분석하고 효율적으로 noise를 제거하는 방식을 제안한다. 제안된 알고리즘은 noiseless CFA에서 얻어지는 필터를 수정함으로써 얻어지며, 낮은 연산량과 함께 만족할만한 성능을 보여준다. CPSNR, SCIELAB, FSIM로 대표되는 화질 측정 방식들은 제안하는 알고리즘이 다양한 레벨의 noise를 효율적으로 제거한다는 것을 보여준다.

Key Words : Color filter array (CFA) interpolation, demosaicking, image denoising, image sensor, Wiener filter

ABSTRACT

In most digital cameras, images are obtained by a sensor overlaid by the color filter array (CFA) such as Bayer, demanding a demosaicking procedure to rebuild the full resolution color images. However, due to the nature of sensor, it is necessary to consider denoising step to remove the noise. In this paper, we analyze demosaicking and denoising jointly and show that the proposed method can solve the denoising issue by simple manner, well suppress different level of noises. The proposed algorithm yields comparable performances measured by several image quality assessment (CPSNR, SCIELAB, and FSIM), while the computational cost is low.

1. 서 론

디지털 카메라는 단일 CCD/CMOS영상 센서를 통해 영상을 인식한다. 하지만 CCD/CMOS영상 센서는 빛의 밝기만을 인식하기 때문에 디지털 카메라는 컬러영상을 display하기 위하여 red, green, 그리고 blue 위치의 센서마다 특정 색상만을 통과시키는 컬러 필터를 채용한다¹⁾. 그러나 비용을 줄이기 위한 노력은

단일 센서의 표면에 컬러 필터 배열(CFA: Color Filter Array)을 채용하고 한가지의 컬러신호만을 획득하는 방식으로 정착되었다. 그러나 단일 센서를 사용하면 채용되지 못한 다른 두 색신호들은 소실되기 때문에 이들을 복원하는 과정인 demosaicking이라는 과정이 필요하다²⁾. 지금까지 다양한 demosaicking 방식들이 제안되어왔는데 컬러성분간 강한 상관관계를 이용하는 방식이 대부분이다³⁾.

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 로봇 특성화 대학원 사업단 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (C7000-1001-1009)

* R&D Center / AV Algorithm Group, Telechips Inc., (gunboy83@gmail.com)

** 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 (jjeong@ece.hanyang.ac.kr) (° : 교신저자)

논문번호 : KICS2011-02-083, 접수일자 : 2011년 2월 6일, 최종논문접수일자 : 2011년 5월 6일

그러나 현실적으로 demosaicking과정 이전에 denoising과정이 먼저 고려되어야 하는데, 관찰되는 대부분의 영상이 noise를 포함하고 있기 때문이다. 카메라를 통과하는 빛은 디지털 센서를 통해 획득되며, 센서는 빛의 에너지를 저장하는 저장장치라 할 수 있다. 이 저장장치에는 다양한 형태의 noise가 포함될 수 있고, 자세한 내용은 Irie의 thesis에 설명되어있다^[4]. 그러나 [4]에 소개된 noise effect 중 대부분은 무시되더라도 demosaicking의 결과에 큰 영향을 끼치지 않으므로 본 논문에서는 기존의 demosaicking에서 제안된 noise model을 고려하여 최대한 단순화한 noise 상황만을 가정한다.

논문 [5]에서 Hirakawa와 Parks은 signal-dependant noise model을 제안하였다. 이 모델은 film-grain, multiplicative, speckle noise를 설명하는 모델이다. 그러나 현재 demosaicking분야에서 가장 널리 사용되는 모델은 stationary Gaussian distributed noise를 가정하는 noise model이다. 이 모델의 장점은 denoising을 통해 제거되는 noise와 demosaicking 과정을 통해 제거될 noise의 분리가 가능하다는 점이고, 따라서 컬러 채널마다 denoising과 demosaicking 처리를 따로 할 수 있다. 지금까지 소개된 noise model을 통해 이러한 noise를 제거하기 위한 다양한 방식들이 제안되어 왔는데, 그들은 크게 wavelet 도메인에서 처리하는 방식^[6-8]과 spatial 도메인에서 처리하는 방식^[9,10]으로 분류될 수 있다. Wavelet domain에서 처리하는 방식은 frequency domain에서의 방식으로 설명될 수 있으며 본 논문은 이 분류에 포함된다.

추가적으로 본 논문에서 중점을 둘 부분은 denoising과 demosaicking의 순서이다. 일반적으로 denoising은 demosaicking의 앞에 위치할 수도 있고 뒤에 위치할 수도 있다. 그러나 두 가지 모두 장점과 단점을 동시에 가진다. 예를 들어, denoising이 demosaicking의 앞에 위치할 경우 각각의 컬러 성분에 따라 denoising을 따로 처리해야 하기 때문에 “컬러간 상관관계”라는 장점이 소실된다는 단점을 가지게 된다. 한편, demosaicking이 denoising의 앞에 위치할 경우 영상에 존재하는 noise의 크기에 따라 잘못된 영상정보를 통해 demosaicking과정이 수행되고 결국은 화질 열화로 귀결된다. 잘못된 영상정보의 예로는 잘못된 에지방향 예측을 들 수 있다.

Denoising과정이 demosaicking의 앞에 위치하거나 뒤에 위치하는 것에 관계없이 계산량의 증가는 피할 수 없다. 따라서 효율적인 계산 방식이 요구되고 이에 따라 denoising과 demosaicking을 동시에 처리하는

방식이 제안되었다^[11,12]. 예를 들어, [11]에서는 total 최소 자승법(total least square)을 이용하여 denoising 하는 방식이 제안되었고, 그 성능을 signal-independent noise와 signal-dependent noise 모두에 적용하여 결과를 분석했다. 동일한 저자의 논문인 [5]에서는 noise가 포함된 CFA 영상이 사용되었는데 휘도와 색차성분의 wavelet계수가 예측되었고, 이를 이용하여 denoise과정이 수행되었다. Zhang은 논문 [9]에서 컬러간의 차이를 minimum mean-square error를 이용하여 예측하였다. 이는 공간과 주파수간의 상관관계를 이용하여 sensor noise와 interpolation error를 동시에 제거하는 기법으로 CFA 컬러간 상관관계가 있는 noise는 wavelet기반 denoising방식에 의해 제거된다. 같은 저자의 논문 [10]은 principle component analysis 기반의 공간-적응적 방식이 제안되었다. 한편 Paliy는 논문 [12]에서 local polynomial approximation을 이용하는 방식이 제안되었고, noise를 제거하기 위한 다양한 필터들을 디자인하고 그 중 가장 적절한 필터를 선택하여 denoising과 demosaicking을 수행하였다. Menon은 [13]에서 공간 위치에 따라 변화하는 필터를 제안하고, space varying filtering 처리 이후에 포함된 noise의 자기상관함수를 측정하는 방식을 통해 denoising을 수행하였다.

본 논문에서는 최소자승법 기반의 denoising-demosaicking 필터디자인 방식을 제안한다. Alleysson의 modulation/demodulation의 아이디어^[14]와 Dubois로부터 제안된 “ h_{11}, h_{2a}, h_{2b} ” 필터를 변형하여 noise에 강한 새로운 필터인 “ $h_{11N}, h_{2aN}, h_{2bN}$ ”을 제안한다^[15]. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 제안하는 demosaicking에서의 denoising 알고리즘을 설명한다. 제 III장에서는 실험 및 결과를 기술하고 제 IV장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 Demosaicking에서의 Denoising 알고리즘

2.1 Frequency Domain에서의 Demosaicking Algorithm

논문 [14, 16]에서 언급된 것과 같이 세가지 컬러 채널인 red, green, blue는 서로 강한 상관관계를 가지고 있다. 따라서 red, green, blue 영상은 휘도 성분 L과 C1, C2로 표현되는 색차성분으로 변환이 가능하고, 이때 신호 L은 [0,0]의 위치, C1은 $[\pi/2, \pi/2]$ 의 위치, 그리고 C2는 [0, $\pi/2$]와 $[\pi/2, 0]$ 의 위치에 에너지가 모이게 된다. 이에 대한 증거는 그림 1을 통해 확인할

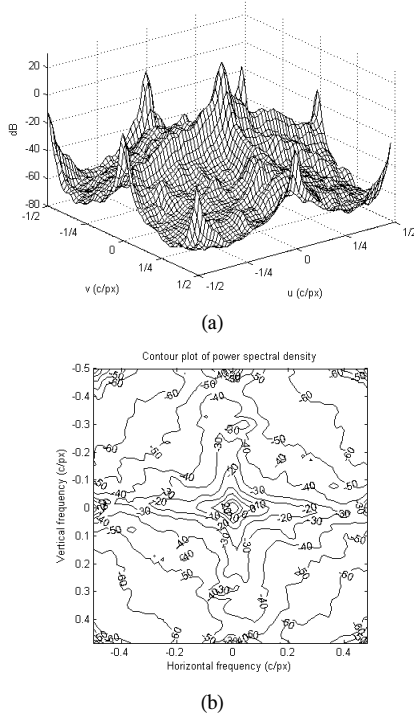


그림 1. (a) Kodak #8 CFA영상의 power spectral density^[15], (b) 그림 1(a)의 contour plot.

수 있다.

$$\begin{aligned}
 f_{CFA}[n_1, n_2] &= f_L[n_1, n_2] + f_{C1}[n_1, n_2](-1)^{n_1+n_2} + f_{C2}[n_1, n_2] \{((-1)^{n_1} - (-1)^{n_2})\} \\
 &= f_L[n_1, n_2] + f_{C1}[n_1, n_2] \exp\left\{j2\pi \frac{(n_1+n_2)}{2}\right\} + \\
 &\quad f_{C2}[n_1, n_2] \left\{ \left[j2\pi \frac{(n_1+n_2)}{2} \right] - \left[j2\pi \frac{(n_1+n_2)}{2} \right] \right\}
 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{bmatrix} f_L \\ f_{C1} \\ f_{C2} \end{bmatrix} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ -1 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_R \\ f_G \\ f_B \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$\begin{bmatrix} f_R \\ f_G \\ f_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_L \\ f_{C1} \\ f_{C2} \end{bmatrix} \tag{3}$$

수식 (1)과 같이 두가지의 색차 성분 C1과 C2에너지가 각각 $[\pi/2, \pi/2]$ 위치와 $[\pi/2, 0]$ 또는 $[0, \pi/2]$ 위치에 모인다는 관찰로부터 C1과 C2를 검출할 수 있는 필터인 h_1 과 h_2 를 디자인할 수 있기 때문에, 식 (4)와 같이 f_{C1hat} 을 h_1 을 이용해서 계산하고 f_{C2ahat} 과 f_{C2bhat} 을 h_{2a} 와 h_{2b} 필터를 이용하여 구할 수 있다. 여기에서 h_{2a}

와 h_{2b} 를 분리하여 설명할 수 있는 이유는 각각의 필터가 수평방향 패턴의 영상과 수직방향 패턴의 영상에 각각 강점을 가지기 때문이다.

$$\begin{aligned}
 f_{C1hat} &= (CFA * h_1) \times (-1)^{n_1+n_2} \\
 f_{C2ahat} &= (CFA * h_{2a}) \times (-1)^{n_1} \\
 f_{C2bhat} &= (CFA * h_{2b}) \times (-1)^{n_2}
 \end{aligned} \tag{4}$$

C2는 f_{C2ahat} 과 f_{C2bhat} 에 적절한 가중치를 주어 계산하게 되는데 두 신호를 평균하는 것보다는 $w=e_Y/(e_X+e_Y)$ 의 수식을 통해 계산하는 것이 좋은 결과를 준다는 것이 발표되었다^[15]. 이제 휘도 성분 f_{Lhat} 은 CFA에서 f_{C1hat} 과 f_{C2hat} 를 뺀 수식 (5)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 f_{C2hat} &= w \cdot f_{C2ahat} - (1-w) \cdot f_{C2bhat} \\
 f_{Lhat} &= CFA - f_{C1hat} \cdot (-1)^{n_1+n_2} - f_{C2hat} \cdot \{(-1)^{n_1} - (-1)^{n_2}\}
 \end{aligned} \tag{5}$$

최종 demosaicking 과정은 식 (3)을 통해 수행된다.

2.2 Noise가 포함된 CFA를 위한 최소자승법 기반의 필터 디자인

본 논문은 σ 로 표현되는 noise level에 따라 Wiener 필터의 개념에 따라 최소 자승법 기반의 필터를 디자인하고자 한다. 우선 CFA와 CFAN을 각각 noise가 포함되어 있지 않은 mosaic 처리된 original 영상과 noise가 포함된 mosaic 처리된 영상이라고 정의한다. 그리고 DEM과 DEM_N을 각각 CFA와 CFA_N로부터 demosaicked 처리된 결과 영상이라고 정의한다.

$$CFA_N[n_1, n_2] = CFA[n_1, n_2] + noise[n_1, n_2] \tag{6}$$

$$DEM_N[n_1, n_2] = DEM[n_1, n_2] + error[n_1, n_2] \tag{7}$$

Modulation과 convolution의 선형성에 의해 DEM과 DEM_N의 차이 error는 식 (8)과 같이 정리된다.

$$error_{C1} = f_{C1} - f_{C1_N}, \quad error_{C2} = f_{C2} - f_{C2_N}, \quad error_L = f_L - f_{L_N} \tag{8}$$

이때 error는 σ 의 noise level을 가지는 white Gaussian noise이다. 두 가지 색차 성분 C1과 C2는 각각을 위한 필터에 의해 독립적으로 구해질 수 있다. 따라서 f_{C1hat} 과 f_{C2hat} 는 white Gaussian noise를 가정한 Wiener 필터 design 방식을 이용하여 처리할 수 있다.

하지만 식 (5)로부터 유추하면, 휘도성분에서의 error, error_L는 CFA_N에서 error_{C1}와 error_{C2}의 합을 뺀 것이기 때문에 휘도 성분에서의 noise는 엄밀한 기준으로 판단하면 white Gaussian noise로 처리할 수는 없다. 이를 위한 연구는 더 진행되어야 하지만 본 논문에서는 error_L을 위한 정확한 모델링을 고려하지 않고 error_L이 다른 두 신호 error_{C1}, error_{C2}와 마찬가지로 white Gaussian noise를 가진다고 가정하고 실험을 진행한다.

필터디자인에 있어 일반적으로 필터의 크기가 크면 클수록 좋은 performance를 기대할 수 있다^[16]. 그러나 그에 따라 계산량 역시 증대되기 때문에 본 논문에서는 수평방향 필터의 크기(f_{SH})로 11을 정하였고, 수직방향 필터의 크기(f_{SV}) 역시 11을 정하였다. f_{SH}와 f_{SV}을 각각 11로 정한 이유는 이 수치가 computational cost 대비 performance에서 좋은 결과를 가진다는 것이 발표되었기 때문이다^[16].

Noise환경에서의 필터를 디자인하기 위해 먼저 C1_N을 고려한다. 논문 [16]에 기술된 notation에 따라 벡터 **x**는 11*11(=121)개의 계수를 가지는 벡터이고, **A**는 원본과 demosaick된 영상 사이의 learning process를 통해 얻어지는 matrix가 된다. **n**은 noise이고 **b**는 [π/2, π/2]위치에서의 색차 성분 C1을 포함하는 벡터가 된다. 본 논문에서 최소화 하고자 하는 수식은 (9)인데, 이는 최소자승법 문제이기 때문에 (10)과 같이 풀 수 있다.

$$h_{1N}^* = \arg \min_{h_{1N}} \|(A+n)x - f_{C1m}\|^2 \quad (9)$$

$$h_{1N} = \frac{(A+n)^T f_{C1m}}{(A+n)^T (A+n)} \quad (10)$$

여기에서 (A+n)은 CFA로부터 얻어지는 **A**와 noise의 합이다. {(A+n)^Tf_{C1m}}의 기대값은 A^Tf_{C1m}과 같기 때문에 식 (10)은 (11)과 같이 표현될 수 있다.

$$h_{1N} = \frac{A^T f_{C1m}}{(A+n)^T (A+n)} = \frac{A^T f_{C1m}}{A^T A + k_1} \quad (11)$$

여기에서 β₁은 α로 표현되는 매개변수이며 식 (12)과 같이 표현된다.

$$\beta_1 = \frac{\alpha_1 \cdot \sigma^2}{f_{SH} \cdot f_{SV}} \quad (12)$$

디자인된 필터는 그림 2에 소개되어있다.

같은 방식으로 우리는 C2를 위한 필터들인 h_{2aN}과 h_{2bN}을 디자인할 수 있다. 본 논문에서 최소화 하고자 하는 식은 (13)이며 그 해답은 (15)와 같다.

$$h_{2N}^* = \arg \min_{h_{2N}} \|(B+n)x - f_{C2m}\|^2 \quad (13)$$

where

$$f_{C2m} [n_1, n_2] = w_N [n_1, n_2] (-1)^{n_1} \times \sum_{[k_1, k_2] \in D} \{h_{2aN} [k_1, k_2] f_{CF_A} [n_1 - k_1, n_2 - k_2]\} - (1 - w_N [n_1, n_2]) (-1)^{n_2} \times \sum_{[k_1, k_2] \in D} \{h_{2bN} [k_1, k_2] f_{CF_A} [n_1 - k_1, n_2 - k_2]\} \quad (14)$$

$$h_{2N} = \begin{bmatrix} h_{2aN} \\ h_{2bN} \end{bmatrix} = \frac{(B+n)^T f_{C2m}}{(B+n)^T (B+n)} = \frac{B^T f_{C2m}}{(B+n)^T (B+n)} = \frac{B^T f_{C2m}}{B^T B + \beta_2} \quad (15)$$

여기에서 w_N은 CFA_N에서 계산된 weight로서, CFA로부터 계산되는 w와 같은 방식으로 계산된다. 그리고 β₂은 α로 표현되는 매개변수이며 식 (16)과 같이 표현된다.

$$\beta_2 = \frac{\alpha_2 \cdot \sigma^2}{f_{SH} \cdot f_{SV}} \quad (16)$$

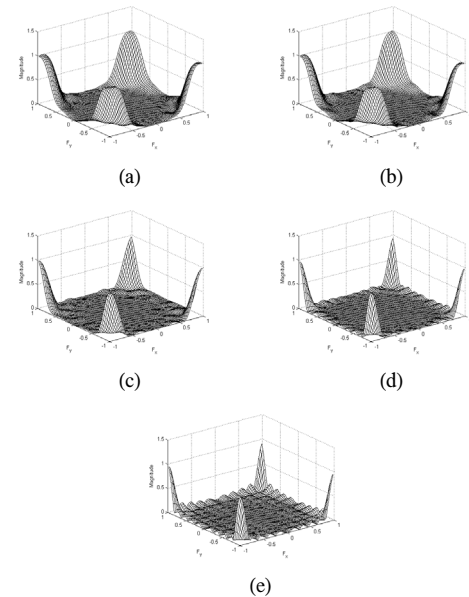


그림 2. Kodak #8 CFA영상을 위한 서로 다른 nose level에 따른 h_{1N} 필터. (a) h₁. (b) h_{1N} with σ=1. (c) h_{1N} with σ=5. (d) h_{1N} with σ=10. (e) h_{1N} with σ=20.

이제 f_{LNhat} 은 식 (17)와 같이 계산된다.

$$\begin{aligned}
 f_{C1Nhat} &= (CFA_N * h_{1N}) \times (-1)^{n_1+n_2} \\
 f_{C2Nhat} &= w_N \cdot f_{C2aNhat} - (1-w_N) \cdot f_{C2bNhat} \\
 &= w_N \cdot \{ (CFA_N * h_{2aV}) \times (-1)^{n_1} \} - (1-w_N) \cdot \{ (CFA_N * h_{2bV}) \times (-1)^{n_2} \} \\
 f_{LNhat} &= CFA_N - f_{C2Nhat} \cdot \{ (-1)^{n_1} - (-1)^{n_2} \} - f_{C1Nhat} \cdot (-1)^{n_1+n_2}
 \end{aligned}
 \tag{17}$$

마지막으로 f_{LNhat} 를 [17]의 방식을 이용하여 denoising한 후, 식 (17)과 (3)을 이용하여 demosaicking과정을 마친다.

III. 실험 결과 및 고찰

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 KodakCD에 있는 24장의 컬러영상(768*512)을 이용하여 성능이 평가되었다. 제안된 알고리즘은 MS-Windows XP를 탑재한 Pentium IV processor (3.2 GHz)에서 구현되었고, 개발된 프로그램 환경은 Matlab이다. 본 실험에서는 평가의 공정성을 위해 CPSNR (color peak signal-to-noise ratio), SCIELAB $\Delta E^*_{a,b}$ (Spatial CIELAB DeltaE color difference), 그리고 FSIM (Feature SIMilarity index)을 사용하였다 [18-20]. 수식 (12), (16)의 α_1 와 α_2 값에는 927.03과 479.16의 값이 주어졌다.

실험을 하기 전에 앞서 우선 noise level을 결정하는 σ 를 구해야 한다. 통일된 조건은 없고 논문마다 서로 다른 noise model을 가정하고 실험을 하는데, Menon은 [13]에서 $\sigma=5$ 로 가정하고 실험을 하였고 Hirakawa는 [11]에서 $(k_0, k_1)=\{(0,0), (25,0), (25,0.1), (25,0.2)\}$ 로 가정한 후 실험을 하였다. 한편 Zhang은 컬러 채널마다 다른 noise level을 사용하여 실험을 진행하였다 ($\alpha_{red}=13, \alpha_{green}=12, \alpha_{blue}=10$)^[9,10]. 그러나 실제로는 컬러의 주파수 파형마다 noise는 다르게 가해지는 경향이 있고, 일반적으로 white에 가까울수록 noise에 강인한 것으로 여겨진다. 이 때문에 red, green, blue 중 white에 가장 많은 기여를 하는 green이 noise에 강하고 널리 사용된다. 그러나 green이 항상 좋은 성능을 보장하는 것은 아니다. 널리 퍼져있는 편견 중 한가지로 Bayer RGGB 모델이 RRGB 또는 RGBB 모델보다 우수한 성능을 보일 것이라는 점인데, SCIELAB와 FSIM관점에서는 그렇지만 CPSNR관점에서는 오히려 낮은 성능을 보인다. 표 1을 보면 RRGB, RGGB, RGBB와 같은 세가지 CFA 패턴의 성능을 볼 수 있다. 표 1이 알려주는 것과 같이 CPSNR의 경우 RGBB 모델이 가장 우수한 성능을 보인다. 하지만

표 1. Kodak #19 영상에서의 세가지 패턴 RRGB, RGGB, RGBB의 성능 비교

	CPSNR	SCIELAB	FSIM
RGGB: original Bayer pattern	41.0401	0.7351	0.9992
RRGB: R and G exchanged one	41.1267	1.0208	0.9984
RGBB: B and G exchanged one	41.4159	0.8880	0.9984

SCIELAB과 FSIM에서는 RGGB 모델이 가장 우수하다는 것을 볼 수 있다. 이 부분에 대한 토의는 denoising을 목적으로 하는 본 논문의 목적을 벗어나기에 여기에서 더 이상 언급하지는 않는다.

지금까지 CCD 카메라에서의 noise에 관한 연구가 다양하게 진행되어 왔는데, 대표적으로는 Irie의 논문에서 잘 기술되어있다^[4,21]. Irie는 Bayer CFA에서 실험을 했고 세개의 RGB 채널에 서로 다른 noise model을 제안하였다. 그림 3에 나타난 바와 같이 다양한 종류의 노이즈가 CCD에 영향을 끼친다는 것을 알 수 있다. 그러나 이와 같이 다양한 noise model을 고려하지 않더라도, 그러한 미세한 차이는 본 연구의 결과에 큰 영향을 미치지 않기 때문에 본 연구에서는 $\sigma=\{1, 5, 10, 20\}$ 의 stationary Gaussian distributed noise를 가하는 것으로 가정하고, 비교대상이 되는 연구들에도 같은 noise 환경을 주기로 한다. 비교 대상 영상은 Kodak image #1, 8, 19, 24로 하였고, 제안하는 알고리즘을 위한 training영상은 Kodak image #1, 8, 19, 24를 제외한 나머지 20개의 영상으로 하였다. 제안하는 알고리즘(MP)의 비교 대상 알고리즘은 다음과 같다.

- M1: Method^[11]
- M2: Method^[9]
- M3: Method^[12]
- M4: Method^[13]
- M5: Method^[10]

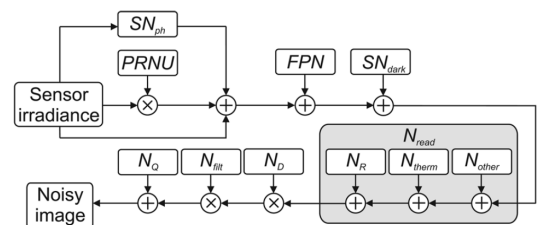


그림 3. 표준 CCD 디지털 비디오 카메라에서 관찰할 수 있는 노이즈와 그 모델. [This figure is reused one and is published under the permission of IEEE.]

표 2, 3, 4는 각각 제안하는 알고리즘과 비교대상 알고리즘의 CPSNR, SCIELAB, 그리고 FSIM의 결과이다. 성능이 가장 우수한 알고리즘은 “*italic&bold*”체로 표시하였다. 표 2-4를 통해 σ 가 클수록 M2가 좋은 성능을 보인다는 것을 알 수 있고, 제안하는 알고리즘은 σ 의 범위가 5~10에 있을 때 좋은 성능을 나타낸다는 것을 알 수 있다. 평균값을 통해 볼 때 제안하는 알고리즘은 FSIM metric에서 가장 좋은 성능을 보였고 SCIELAB결과에서도 M5 다음으로 좋은 성능을 보였다.

주관적 화질 비교를 위해 CPSNR에서 가장 우수한 성능을 보이는 M4와 SCIELAB에서 가장 우수한 성능을 보이는 M5, 그리고 FSIM에서 가장 우수한 성능을 보이는 MP를 비교하였다. 그림 4-7은 주관적 화질 비교 결과를 보여주고 그림 8은 그 결과들의 FSIM 결과를 보인다. 그림 7은 $\sigma=20$ 에서의 결과인데, 비록 CPSNR과 SCIELAB 결과에서는 blur현상으로 인해 제안하는 알고리즘이 M4, M5에 대해 성능이 떨어지는 것으로 나타나지만 시각적으로는 더 자연스러운 영상을 나타낸다는 것을 알 수 있다.

표 2. Kodak image #1, 8, 19, 24 실험영상에 대한 CPSNR 결과 비교

CPSNR	$\sigma=1$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=20$	평균
M1	29.6797	29.4696	28.3003	25.9398	28.3473
M2	29.7265	29.7282	29.7383	29.7165	29.7274
M3	33.9843	31.9986	29.6793	26.7740	30.6090
M4	37.1666	33.7612	30.5600	26.8459	32.0834
M5	35.8750	33.3906	30.4561	26.9302	31.6630
MP	33.6366	33.4124	30.9549	27.9598	31.4909

표 3. 실험영상 Kodak image #1, 8, 19, 24에 대한 SCIELAB 결과 비교

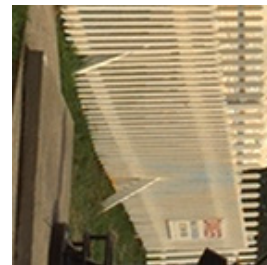
SCIELAB	$\sigma=1$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=20$	평균
M1	2.2625	2.3941	2.8103	3.8117	2.8196
M2	3.2722	3.2691	3.2683	3.2736	3.2708
M3	1.7583	2.3019	3.0290	4.2864	2.8439
M4	1.1732	1.9559	3.0535	5.1948	2.8443
M5	1.2695	1.8279	2.6601	4.1636	2.4803
MP	1.3501	1.8898	2.7526	4.2670	2.5649

표 4. 실험영상 Kodak image #1, 8, 19, 24에 대한 FSIM 결과 비교

FSIM	$\sigma=1$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=20$	평균
M1	0.9776	0.9723	0.9535	0.8992	0.9507
M2	0.9679	0.9678	0.9676	0.9678	0.9678
M3	0.9862	0.9744	0.9548	0.9215	0.9592
M4	0.9979	0.9907	0.9763	0.9440	0.9772
M5	0.9970	0.9896	0.9737	0.9375	0.9745
MP	0.9960	0.9912	0.9787	0.9504	0.9791



(a) (b)

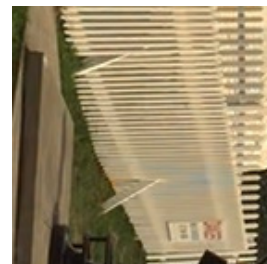


(c)

그림 4. Kodak #19 CFAN의 $\sigma=1$ 에서의 denoised 영상. (a) M4. (b) M5. (c) MP.



(a) (b)



(c)

그림 5. Kodak #19 CFAN의 $\sigma=5$ 에서의 denoised 영상. (a) M4. (b) M5. (c) MP.

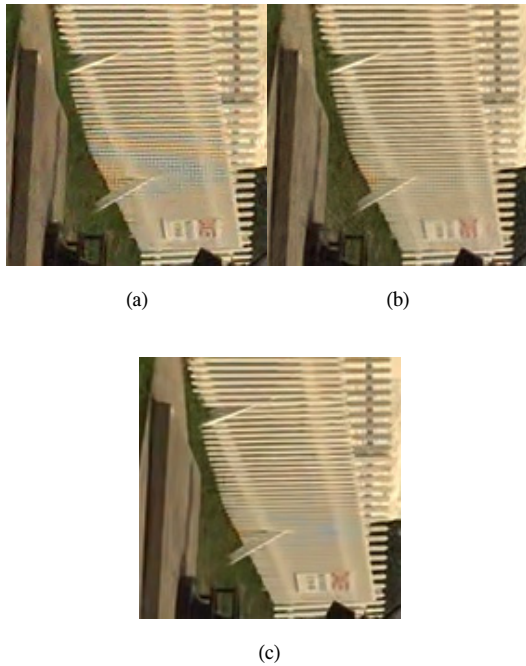


그림 6. Kodak #19 CFAN의 $\sigma=10$ 에서의 denoised 영상. (a) M4. (b) M5. (c) MP.

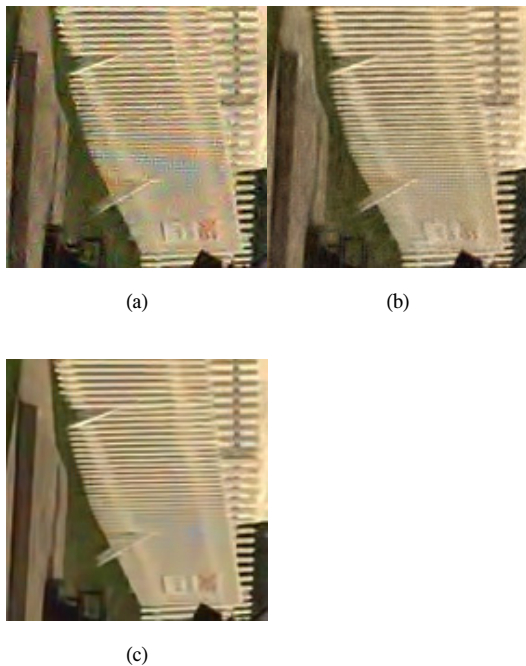


그림 7. Kodak #19 CFAN의 $\sigma=20$ 에서의 denoised 영상. (a) M4. (b) M5. (c) MP.

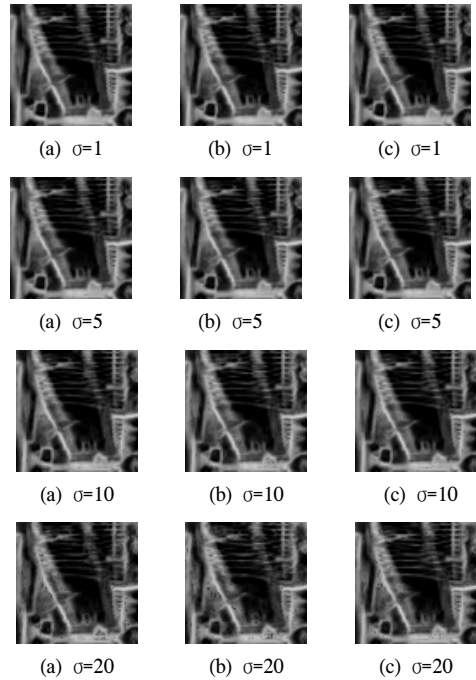


그림 8. Kodak #19 CFAN의 $\sigma=1, 5, 10, 20$ 에서의 denoised 영상의 FSIM. (a) M4. (b) M5. (c) MP.

IV. 결 론

본 논문을 통해 우리는 noise가 포함된 CFA 데이터의 색상 보간을 위한 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 noiseless CFA에서 얻어지는 필터를 수정하는 방식이기 때문에 낮은 복잡도를 가지며 실험 결과 기존의 demosaicking 알고리즘과 비교해 주관적, 객관적 화질에서 우수한 결과를 보인다는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 $error_L$ 의 white Gaussian noise의 특성을 따른다고 가정했지만 앞으로 진행될 연구에서 $error_L$ 을 정확히 모델링하는 방법을 고안해야 한다.

참 고 문 헌

- [1] R. Lukac and K.N. Plataniotis, "Color filter arrays: Design and performance analysis," IEEE Trans. Consum. Electron., Vol.51, No.4, pp. 1260-1267, Apr. 2005.
- [2] B.E. Bayer, "Color Imaging Array," U.S. Patent 3 971 065, 1976.

- [3] J.E. Adams, "Interactions between color plane interpolation and other image processing functions in electronic photography," Proc. SPIE, Vol.2416, pp.144-151, 1995.
- [4] K. Irie, "Noise-limited scene-change detection in images," Unpublished Doctor of Philosophy dissertation. Lincoln University, 2009.
- [5] K. Hirakawa, X.-L. Meng, and P. J. Wolfe, "A framework for wavelet-based analysis and processing of color filter array images with applications to denoising and demosaicking," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.I, Apr. 2007, pp.597 - 600.
- [6] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.41, No.3, pp.613 - 627, May 1995.
- [7] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," IEEE Trans. Image Processing, Vol.9, No.9, pp.1532 - 1546, Sept. 2000.
- [8] J. Portilla, V. Strela, M. J. Wainwright, and E. P. Simoncelli, "Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain," IEEE Trans. Image Processing, Vol.12, No.11, pp.1338 - 1351, Nov. 2003.
- [9] 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, Sept. 2007.
- [10] L. Zhang, R. Lukac, X. Wu, and D. Zhang, "PCA-based spatially adaptive denoising of CFA images for single-sensor digital cameras," IEEE Trans. Image Processing, Vol.18, No.4, pp.797 - 812, Apr. 2009.
- [11] K. Hirakawa and T. W. Parks, "Joint demosaicing and denoising," IEEE Trans. Image Processing, Vol.15, No.8, pp.2146-2157, Aug. 2006.
- [12] D. Paliy, V. Katkovnik, R. Bilcu, S. Alenius, and K. Egiazarian, "Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data," International Journal of Imaging Systems and Technology, Vol.17, No.3, pp.105 - 122, Oct. 2007.
- [13] D. Menon and G. Calvagno, "Joint demosaicking and denoising with space-varying filters," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 2009, pp.477-480.
- [14] D. Alleysson, S. Susstrunk, and J. Herault, "Linear demosaicing inspired by the human visual system," IEEE Trans. Image Processing, Vol.14, No.4, pp.439-449, Apr. 2005.
- [15] E. Dubois, "Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled color images," IEEE Signal Processing Lett., Vol.12, No.12, pp.847 - 850, Dec. 2005.
- [16] E. Dubois, "Filter design for adaptive frequency-domain Bayer demosaicking," in Proc. of IEEE ICIP, Atlanta, USA, Oct. 2006.
- [17] A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for singleimage raw-data," IEEE Trans. Image Processing, Vol.17, No.10, pp.1737 - 1754, Oct. 2008.
- [18] G. Jeon, T.-y. Jung, D. Kim, S. Kim, and J. Jeong, "Demosaicing algorithm by gradient edge detection filtering on color component," Journal of Korea Information and Communications Society, Vol.34, No.12, pp.1138-1146, Dec. 2009. (in Korean).
- [19] Available: <http://white.stanford.edu/~brian/scielab/>
- [20] Available: <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/IQA/FSIM/FSIM.htm>
- [21] K. Irie, A. E. McKinnon, K. Unsworth, and I. M. Woodhead, "A technique for evaluation of CCD video-camera noise," IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol.18, No.2, pp.280 - 284, Feb. 2008.

이 록 규 (Rokkyu Lee)

정회원



2007년 2월 한양대학교 전자전
기컴퓨터 공학부 졸업
2009년 2월 한양대학교 전자통
신컴퓨터 공학과 석사
2009년 1월~현재 텔레칩스
R&D 재직
<관심분야> 영상처리

정 제 창 (Jechang Jeong)

정회원



1980년 2월 서울대학교 전자
공학과 졸업
1982년 2월 KAIST 전기전자
공학과 (석사)
1990년 미국 미시간대학 전기
공학과 (공학박사)
1980년~1986년 KBS 기술연
구소 연구원(디지털 TV 및 뉴미디어 연구)
1991년~1995년 삼성전자 멀티미디어 연구소
(MPEG, HDTV, 멀티미디어 연구)
1995년~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 교
수 (영상통신 및 신호처리 연구실)
1998년 11월 27일 과학기술자상 수상
1998년 12월 31일 정보통신부장관상 표창
<관심분야> 영상처리, 영상압축