

# 방향성 기반 보간법과 비지역 평균 필터링에 의한 효과적인 CFA 영상 디모자이킹 알고리즘

김종호  
순천대학교 멀티미디어공학과

## Effective Demosaicking Algorithm for CFA Images using Directional Interpolation and Nonlocal Means Filtering

Jongho Kim

Department of Multimedia Engineering, Sunchon National University

**요약** 본 논문에서는 단일 센서 기기를 통해 획득된 CFA (color filter array) 영상의 효과적인 디모자이킹(demosaicking)을 위하여 방향성 기반 보간법과 영상의 비지역 특성을 이용하는 방법을 제안한다. G 채널을 복원하기 위하여 수직 및 수평방향 뿐만 아니라 대각선 방향을 고려하고, 영상의 지역적 특성을 위하여 비교적 적은 수의 픽셀을 이용하여 보간한다. 이후, 영상의 비지역적 특성을 반영하여 에지 근처에서의 복원능력 및 색상오류 등에 의한 화질열화를 개선하기 위하여 보간된 픽셀에 NLM (nonlocal means) 필터링을 적용한다. R과 B 채널은 이미 복원된 G 채널의 정보를 이용하여 방향성 기반 보간법 및 NLM 필터링을 적용하여 복원한다. 채도가 높고 색상변화가 비교적 큰 McMaster 영상에 대해서 수행한 실험결과는 제안하는 디모자이킹 방법이 기존의 방법에 비해 PSNR 기반의 객관적 성능평가 결과가 우수하고, 주관적 화질 측면에서 에지 및 텍스처와 같은 영상의 구조를 잘 보존하고 색상오류 등과 같은 왜곡현상을 감소시켜 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

**Abstract** This paper presents an effective demosaicking algorithm for color filter array (CFA) images acquired from single-sensor devices based on directional interpolation and nonlocal properties of the image. We interpolate the G channel considering diagonal directions as well as horizontal and vertical directions, using a small number of pixels to reflect local properties of the image. Then, we overcome image degradations, such as zipper effects near edges and false colors, by applying nonlocal means (NLM) filtering to the interpolated pixels. R and B channels are reproduced by using directional interpolation with information of the reconstructed G channel and NLM filtering. Experimental results for various McMaster images with high saturation and color changes show that the proposed algorithm accomplishes high PSNR compared with conventional methods. Moreover, the proposed method demonstrates better subjective quality compared with existing methods in terms of reduction of quality degradation, like false colors, and preservation of the image structures, such as edges and textures.

**Keywords** : CFA, Demosaicking, Directional interpolation, McMaster images, Nonlocal means filtering

### 1. 서론

디지털 카메라는 빛 에너지를 전기신호로 변환하는 컬러센서(color sensor)를 통해 디지털 컬러영상을 획득하는데, 이는 영상을 구성하는 픽셀 수 및 색상평면(color plane) 수만큼 필요하다. 하지만 다수의 컬러센서

에 의해 영상을 획득하는 경우 설계구조의 복잡성, 전류 소모, 무게, 부피, 가격 등의 비용이 증가하기 때문에 보통 컬러 필터 배열(CFA; color filter array)에 의한 단일 센서(single sensor)를 통해 획득하게 된다. CFA는 각 픽셀 위치에서 하나의 색상 성분, 즉 R (red), G (green),

\*Corresponding Author : Jongho Kim (Sunchon National Univ.)

Tel: +82-61-750-3835 email: jhkim@sunchon.ac.kr

Received July 27, 2017

Revised August 28, 2017

Accepted October 13, 2015

Published October 31, 2017

B (blue) 성분 중 하나를 나타내는 컬러센서를 일정한 패턴으로 배치한 2차원 배열로서, Bayer 패턴이 가장 많이 사용된다[1]. CFA를 통해 컬러영상을 획득할 때 각 픽셀은 하나의 색상에 대한 정보만 포함하므로 완전한 컬러영상을 얻기 위해서는 해당 색상 외의 다른 색상정보를 보간(interpolation)하는 기술이 필요하고, 이를 디모자이킹(demosaicking)이라고 한다. CFA에 의해 누락된 색상값을 복원하기 위하여 에일리어싱(aliasing), 지퍼현상(zipper effect), 색상오류(false colors) 등의 왜곡을 최소화하고, 하드웨어 구현이 용이하도록 적은 연산량이 요구된다. 또한 CFA, 특히 Bayer 패턴에서 인간시각특성에 따라 G 색상과 R, B 색상의 패턴과 비율이 다르기 때문에 보통 G 색상과 R, B 색상은 다른 보간법을 이용하여 디모자이킹 과정을 수행한다.

영상의 화질을 개선하기 위하여 최근 다양한 디모자이킹 기술들이 제안되었는데, 선형 보간법에 기반한 방법[2, 3], 컬러평면 간 상관성을 활용하는 방법[4], 에지의 방향성을 이용하는 방법[5, 7-9], 반복적(iterative) 보간법에 의한 방법[3, 6], 잡음제거 기술에 기반을 둔 보간법[11, 13], 주파수 영역에서의 보간법[12]등으로 구분할 수 있다. 선형 보간법을 이용한 방법은 계산이 간단하여 하드웨어 구현에 적합하나, 에일리어싱 등의 왜곡현상으로 인해 만족스러운 화질을 얻기 어렵다[10, 14-15]. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 에지 방향성 및 다른 컬러평면의 정보를 활용하고, 잡음 등의 영향에 강한 보간법을 제안한다. 또한 영상은 에지 주위에서 약한 상관도를 갖는 반면, 보간법은 높은 상관도를 갖는 영역에서 좋은 성능을 나타내기 때문에 발생하는 열화현상을 개선하기 위하여 영상의 비지역 상관도를 이용하는 방법을 도입한다. 그 중에서 비지역 평균(NLM; nonlocal means) 필터는 자연영상에서 해당 픽셀과 가장 유사한 픽셀이 근처뿐만 아니라 멀리 떨어진 곳에서 발견될 수 있다는 특성을 이용한 기법[16-20]으로, 잡음제거(denoising) 및 흐림제거(deblurring) 등의 다양한 화질 개선 분야에서 사용된다.

한편, 디모자이킹의 성능을 평가하는데 테스트 영상에 따라 결과가 달라질 수 있다는 점이 최근 지적되었다. 특히 기존에 사용된 Kodak에서 제공한 24장의 영상은 컬러평면 간 유사도가 높아 디모자이킹 알고리즘의 성능을 과대평가할 수 있다는 지적이 제기되었다. 이에 따라 성능평가를 위한 새로운 테스트 데이터로서 McMaster

영상이 제시되었다. 이는 색상정보가 풍부하고 고주파 대역의 상관도가 낮으며 컬러평면 간 차분에 대한 분산이 크고 채도가 높은 특성을 갖는다[14, 15].

본 논문에서는 영상의 방향성을 반영하여 에지 등의 구조를 보존하고, 잡음 등에 강한 보간법 및 보간된 픽셀에 대해 NLM 필터를 적용하여 화질을 개선하는 방법을 제안한다. 먼저 G 색상에 대해 보간법 및 NLM 필터링을 적용하여 복원하고, 복원된 G 채널의 정보를 이용하여 R 및 B 색상의 보간 및 비지역 필터링을 수행한다. 제안하는 방법의 성능은 기존 방법들과 객관적 성능 및 주관적 화질 비교를 통해 평가한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 디모자이킹 방법에 대해 각 색상 채널별로 지역적 보간법 및 비지역 필터링 적용 방법을 설명하고, 3장에서 제안한 방법의 성능평가 및 분석결과를 기술한 후, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 제안하는 디모자이킹 알고리즘

### 2.1 제안하는 알고리즘의 구조

제안하는 디모자이킹 알고리즘의 전체적인 흐름은 Fig. 1과 같다. 먼저 향성을 반영한 보간법을 적용하여 G 채널을 복원한 후, NLM 필터링을 통해 디모자이킹 성능을 개선한다. 이후 복원된 G 채널의 정보를 활용하여 R과 B 채널에 대해 각각 방향성 기반 보간법 및 NLM 필터링을 적용함으로써 전체적인 디모자이킹 과정이 진행된다.

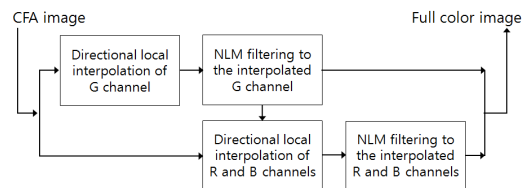


Fig. 1. Overall flow diagram of the proposed algorithm

자연영상에서 채도가 높은 영역은 색상의 변화가 급격하게 일어나므로 누락된 컬러 샘플을 예측하기 위하여 주변 픽셀을 많이 이용하면 성능이 떨어질 수 있고, NLM 필터링 단계에서 이를 개선하기 어려울 수 있다. 또한, 방향성 에지는 화질에 결정적인 영향을 미치지 때문에 이를 보존하기 위하여 에지의 방향을 따라 보간을

수행해야 한다. 본 논문에서는 이러한 사항을 고려하여 지역성 및 방향성 정보를 이용한 보간법을 제안한다. 특히 높은 채도를 갖는 영역에서는 보간하고자 하는 픽셀 위치에서 두 픽셀 떨어진 이웃이라도 색상 차이가 상당히 크기 때문에 5×5 크기 이상의 큰 윈도우를 이용하여 컬러 샘플을 예측하게 되면 보간 에러를 발생시킬 수 있다. 또한, CFA 패턴에서는 각 컬러 샘플이 간축(downsampling)되었기 때문에 에지 방향의 색상 차이 신호를 직접 구할 수 없어 실제로는 다른 방향의 색상 차이의 가중평균으로 예측한다.

### 2.2 G 채널의 복원 방법

Bayer 패턴을 포함한 다양한 CFA 패턴에서 G 채널의 표본화 주파수는 R과 B 채널의 표본화 주파수보다 높기 때문에 G 채널은 다른 두 채널에 비해 더 많은 영상의 구조적 정보를 포함한다. 따라서 G 채널을 잘 복원하려면 R과 B 채널도 잘 복원하는 결과를 보인다. 기존의 방향성 보간 알고리즘에서는 각 R 또는 B 샘플 위치에서 G의 가로와 세로방향 필터링 출력을 계산하고, 두 방향의 기울기를 고려하여 둘 중 하나의 결과를 선택한다[3, 6, 8]. 그러나 이러한 방식에는 문제점이 있는데, 하나는 보간할 때 두 가지 방향만을 고려함으로써 다른 방향의 에지 구조를 보존하는데 한계가 있고, 다른 하나는 누락된 픽셀을 보간하기 위하여 두 방향 중 하나의 방향을 선택함으로써 보간 에러를 발생시킬 수 있다[14]. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 다양한 방향성을 고려하고, 국부 영역의 방향정보를 효과적으로 융합하여 더 강인한 성능을 보이는 보간법을 제안한다.

보간 에러를 방지하기 위해 작은 윈도우를 사용한다.

Fig. 2와 같은 CFA 블록에 대해 누락된 G 샘플 위치의 R 샘플을  $R_{i,j}$ 라고 하자(B 샘플을 이용하여 G 샘플을 예측하는 경우도 유사함). 이때  $(i, j)$ 는 영상에서의 각 픽셀의 위치를 나타내는 인덱스로서  $i$ 는  $y$ 축 방향,  $j$ 는  $x$ 축 방향의 위치를 나타낸다.  $R_{i,j}$  위치에서 G와 R의 차이, 즉

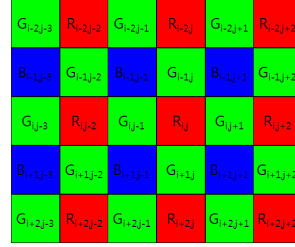


Fig. 2. CFA block and indices for each pixel

$D_{gr} = G_{ij} - R_{i,j}$ 를 알 수 있다면  $G_{ij} = R_{i,j} + D_{gr}$ 로 구할 수 있기 때문에,  $D_{gr}$ 을 효과적으로 예측하는 방법을 살펴본다. 본 논문에서는 식 (1)을 통해 n (north), s (south), w (west), e (east) 방향의  $D_{gr}$ 을 구한다.

$$\begin{cases} D_{gr}^{(n)} = G_{i-1,j} - (R_{i,j} + R_{i-2,j})/2 \\ D_{gr}^{(s)} = G_{i+1,j} - (R_{i,j} + R_{i+2,j})/2 \\ D_{gr}^{(w)} = G_{i,j-1} - (R_{i,j} + R_{i,j-2})/2 \\ D_{gr}^{(e)} = G_{i,j+1} - (R_{i,j} + R_{i,j+2})/2 \end{cases} \quad (1)$$

또한, 식 (2)를 통해 ne (north-east), se (south-east), nw (north-west), sw (south-west)의 대각방향  $D_{gr}$ 을 구한다. 대각방향의 색상차이를 구하기 위해서 먼저 누락된 G 샘플을 선형적으로 계산한 후, R 샘플과의 차이를 계산한다.

$$\begin{cases} D_{gr}^{(ne)} = G_{i-1,j+1}^* - (R_{i,j} + R_{i-2,j+2})/2 \\ D_{gr}^{(se)} = G_{i+1,j+1}^* - (R_{i,j} + R_{i+2,j+2})/2 \\ D_{gr}^{(nw)} = G_{i-1,j-1}^* - (R_{i,j} + R_{i-2,j-2})/2 \\ D_{gr}^{(sw)} = G_{i+1,j-1}^* - (R_{i,j} + R_{i+2,j-2})/2 \end{cases} \quad (2)$$

이때,  $G_{i,j}^* = (G_{i,j+1} + G_{i,j-1} + G_{i+1,j} + G_{i-1,j})/4$ 이다.

보간 에러는  $R_{i,j}$  위치에서의 에지 방향 및 색상 변화와 관계가 있으므로 적절한 방향을 선택하기 위해 식 (3)과 같이 각 방향을 따라  $R_{i,j}$ 에서의 기울기(gradient)를 계산한다. 이때,  $\epsilon$ 은 기울기가 0이 되는 것을 방지하기 위

$$\begin{cases} \nabla^{(n)} = |G_{i-1,j} - G_{i+1,j}| + |R_{i,j} - R_{i-2,j}| + 0.5(|G_{i,j-1} - G_{i-2,j-1}| + |G_{i,j+1} - G_{i-2,j+1}|) + \epsilon \\ \nabla^{(s)} = |G_{i-1,j} - G_{i+1,j}| + |R_{i,j} - R_{i+2,j}| + 0.5(|G_{i,j-1} - G_{i+2,j-1}| + |G_{i,j+1} - G_{i+2,j+1}|) + \epsilon \\ \nabla^{(w)} = |G_{i,j-1} - G_{i,j+1}| + |R_{i,j} - R_{i,j-2}| + 0.5(|G_{i-1,j} - G_{i-1,j-2}| + |G_{i+1,j} - G_{i+1,j-2}|) + \epsilon \\ \nabla^{(e)} = |G_{i,j-1} - G_{i,j+1}| + |R_{i,j} - R_{i,j+2}| + 0.5(|G_{i-1,j} - G_{i-1,j+2}| + |G_{i+1,j} - G_{i+1,j+2}|) + \epsilon \\ \nabla^{(ne)} = |G_{i-1,j+1}^* - G_{i+1,j-1}^*| + |R_{i,j} - R_{i-2,j+2}| + 0.5(|G_{i-1,j} - G_{i-2,j+1}| + |G_{i,j+1} - G_{i-1,j+2}|) + \epsilon \\ \nabla^{(se)} = |G_{i-1,j-1}^* - G_{i+1,j+1}^*| + |R_{i,j} - R_{i+2,j+2}| + 0.5(|G_{i,j+1} - G_{i+1,j+2}| + |G_{i+1,j} - G_{i+2,j+1}|) + \epsilon \\ \nabla^{(nw)} = |G_{i-1,j-1}^* - G_{i+1,j+1}^*| + |R_{i,j} - R_{i-2,j-2}| + 0.5(|G_{i-1,j} - G_{i-2,j-1}| + |G_{i,j-1} - G_{i-1,j-2}|) + \epsilon \\ \nabla^{(sw)} = |G_{i-1,j+1}^* - G_{i+1,j-1}^*| + |R_{i,j} - R_{i+2,j-2}| + 0.5(|G_{i,j-1} - G_{i+1,j-2}| + |G_{i+1,j} - G_{i+2,j-1}|) + \epsilon \end{cases} \quad (3)$$

하여 더하는 작은 양수를 나타낸다. 식 (3)에서 안정적인 기울기를 얻기 위해 중심 행 또는 열의 이웃을 포함하여 계산한다.

일반적으로 어떤 방향으로 기울기가 크면 그 방향에서 변화가 크기 때문에 색상 차이를 정확하게 예측하기 어렵다. 본 논문에서는 식 (4)와 같이 각 방향에 대한 기울기의 역수를 방향성 예측에 대한 가중치로 사용함으로써 영상의 방향성 구조를 반영하여 예측을 수행한다.

$$\begin{cases} w_n = \frac{1}{\nabla(n)}, w_s = \frac{1}{\nabla(s)}, w_w = \frac{1}{\nabla(w)}, w_e = \frac{1}{\nabla(e)} \\ w_{ne} = \frac{1}{\nabla(ne)}, w_{se} = \frac{1}{\nabla(se)}, w_{nw} = \frac{1}{\nabla(nw)}, w_{sw} = \frac{1}{\nabla(sw)} \end{cases} \quad (4)$$

가중치의 합이 1이 되도록 식 (5)와 같이 정규화한다.

$$\begin{cases} \bar{w}_n = \frac{w_n}{N}, \bar{w}_s = \frac{w_s}{N}, \bar{w}_w = \frac{w_w}{N}, \bar{w}_e = \frac{w_e}{N} \\ \bar{w}_{ne} = \frac{w_{ne}}{N}, \bar{w}_{se} = \frac{w_{se}}{N}, \bar{w}_{nw} = \frac{w_{nw}}{N}, \bar{w}_{sw} = \frac{w_{sw}}{N} \end{cases} \quad (5)$$

이때  $N = \sum_i w_i$ ,  $i \in \{n, s, w, e, ne, se, nw, sw\}$ 이다. 식 (1),

(2) 및 (5)를 이용하여  $R_{ij}$  위치에서의 방향성 예측을 식 (6)과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{D}_{gr} = \sum_i \bar{w}_i D_{gr}^{(i)}, i \in \{n, s, w, e, ne, se, nw, sw\} \quad (6)$$

최종적으로  $R_{ij}$  위치에서 누락된 G 샘플은 식 (7)에 의해 구한다.

$$\hat{G}_{i,j} = R_{i,j} + \hat{D}_{gr} \quad (7)$$

이러한 과정을 모든 R 샘플과 B 샘플 위치에 적용함으로써 G 채널을 복원할 수 있다.

지금까지 기술한 방법에 의해 복원된 G 평면은 윈도우 내에서 지역적 상관도를 이용했기 때문에 급격한 색상 및 명암의 변화가 일어나는 객체 경계 근처에서 보간 결과가 부정확할 수 있다. 자연영상에서는 유사한 패턴 또는 구조가 현재 픽셀과 가까운 곳뿐만 아니라 멀리 떨어진 곳에서도 나타날 수 있다는 특성에 기반한 비지역적 처리 기법은 광범위하게 연구되었는데, 주로 영상 및 비디오의 잡음제거 및 복원(restoration)에 효과적으로 적용되었다[16-20]. 본 논문에서는 보간 에러를 줄이고 복원된 G 채널의 화질을 개선하기 위하여 비지역 상관성을 이용하는데, 다양한 방법 중에서 NLM 필터링을

적용한다. 이를 위하여 복원된 G 채널에서 식 (7)의  $\hat{G}_{i,j}$ 를 중심으로 한 충분히 큰 윈도우(가령,  $31 \times 31$  크기 윈도우),  $\Omega$ 에 대해서  $\hat{G}_{i,j}$ 와 유사한 픽셀을 탐색한다.  $\hat{G}_{i,j}$ 에 중심을 둔  $h \times h$  크기의 패치를  $P_0$ ,  $\Omega$  내의 다른 G 픽셀에 중심을 둔 패치를  $P_k$ 라고 하면,  $P_0$ 와  $P_k$  사이의 유사도는 식 (8)과 같이 구한다.

$$t_k = \frac{1}{h^2} \sum_{r=1}^h \sum_{s=1}^h |P_0(r, s) - P_k(r, s)| \quad (8)$$

일반적으로  $t_k$ 가 작을수록  $\hat{G}_{i,j}$ 에 더 유사하다.  $t_k$ 를 기준으로  $\hat{G}_{i,j}$ 를 포함하여  $\hat{G}_{i,j}$ 에 가장 유사한 픽셀  $M$ 개를 선택하고,  $\hat{G}_{i,j}$ 를  $v_0$ 로,  $\hat{G}_{i,j}$ 에 유사하다고 판단된 픽셀을  $v_i$ ,  $i = 1, \dots, M-1$ 로 나타낸다.  $v_i$ 에 대한 유사도를  $t_i$ 라고 하면, NLM 필터링 결과 픽셀  $\hat{v}_0$ 은 식 (9)와 같이  $v_i$ 의 가중 평균으로 구할 수 있다.

$$\hat{v}_0 = \sum_{i=0}^{M-1} w_i v_i \quad (9)$$

이때, 가중치  $w_i = \exp(-t_i/\sigma)/N$ 에 의해 구할 수 있고,  $N$ 은 가중치 합을 1로 만들기 위한 정규화 파라미터로  $N = \sum_{i=0}^{M-1} \exp(-t_i/\sigma)$ 로 구한다. 식 (9)의 파라미터  $\sigma$ 는 유사도  $t_i$ 에 대한 가중치  $w_i$ 의 감소율을 조절하는 역할을 한다. 영상 잡음제거에 관한 연구에서  $\sigma$ 는 보통 영상에 포함된 잡음의 표준편차 값을 사용한다.

### 2.3 R 및 B 채널의 복원 방법

G 채널의 복원과 마찬가지로 R 및 B 채널의 복원도 방향성 기반의 보간법과 비지역 특성을 반영한 NLM 필터링의 과정으로 이루어진다. R 채널과 B 채널의 복원은 같은 방법으로 이루어지기 때문에 이후에는 B 채널의 복원 과정을 중심으로 기술한다. 누락된 B 샘플의 보간은 두 단계로 이루어지는데, 먼저 R 샘플 위치에 있는 B 샘플을 보간한 후, 이를 이용하여 G 샘플 위치에 있는 B 샘플을 보간한다. Fig. 2와 같은 배치에 대해서,  $R_{ij}$  위치에서 대각선 방향으로 B와 G 사이의 색상 차이를 식 (10)에 의해 구한다.

$$\begin{cases} D_{bg}^{(ne)} = B_{i-1,j+1} - G_{i-1,j+1} \\ D_{bg}^{(se)} = B_{i+1,j+1} - G_{i+1,j+1} \\ D_{bg}^{(nw)} = B_{i-1,j-1} - G_{i-1,j-1} \\ D_{bg}^{(sw)} = B_{i+1,j-1} - G_{i+1,j-1} \end{cases} \quad (10)$$

강인한 추정을 위하여 네 방향에 대한 색상 차이에 부여할 가중치를 결정하는데 식 (11)과 같이 각 방향을 따라 기울기를 계산한다.

$$\begin{cases} \nabla^{(ne)} = |B_{i-1,j+1} - B_{i+1,j-1}| + |R_{i,j} - R_{i-2,j+2}| + |G_{i,j} - G_{i-1,j+1}| + \epsilon \\ \nabla^{(se)} = |B_{i-1,j-1} - B_{i+1,j+1}| + |R_{i,j} - R_{i+2,j+2}| + |G_{i,j} - G_{i+1,j+1}| + \epsilon \\ \nabla^{(nw)} = |B_{i-1,j-1} - B_{i+1,j+1}| + |R_{i,j} - R_{i-2,j-2}| + |G_{i,j} - G_{i-1,j-1}| + \epsilon \\ \nabla^{(sw)} = |B_{i-1,j+1} - B_{i+1,j-1}| + |R_{i,j} - R_{i+2,j-2}| + |G_{i,j} - G_{i+1,j-1}| + \epsilon \end{cases} \quad (11)$$

이때  $\epsilon$ 은 작은 양수이다. 또한 가중치는 식 (12)와 같이 설정된다.

$$\begin{aligned} \bar{w}_{ne} &= \frac{1}{N\nabla^{(ne)}}, \quad \bar{w}_{se} = \frac{1}{N\nabla^{(se)}}, \\ \bar{w}_{nw} &= \frac{1}{N\nabla^{(nw)}}, \quad \bar{w}_{sw} = \frac{1}{N\nabla^{(sw)}} \end{aligned} \quad (12)$$

이때 정규화 파라미터  $N = \sum_i (1/\nabla^{(i)})$ ,  $i \in \{ne, se, nw, sw\}$ 이다.  $R_{i,j}$  위치에서의 B와 G의 색상 차이는  $\hat{D}_{bg} = \sum_i \bar{w}_i D_{bg}^{(i)}$ ,  $i \in \{ne, se, nw, sw\}$ 로 추정할 수 있고,  $R_{i,j}$  위치에서 누락된 B 샘플은  $\hat{B}_{i,j} = G_{i,j} + \hat{D}_{bg}$ 로 구할 수 있다. 이러한 방식으로 R 샘플 위치의 B 샘플을 보간한 후, G 샘플 위치의 B 샘플을 보간하는데, 가령  $G_{i,j-1}$  위치에 대해  $R_{i,j}$ 와  $R_{i,j-2}$  위치에서 보간된 B 샘플,  $\hat{B}_{i,j}$ 와  $\hat{B}_{i,j-2}$ 을 이용하여 B와 G 사이 색상 차이의 방향성 추정은 식 (13)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{cases} D_{bg}^{(n)} = B_{i-1,j-1} - G_{i-1,j-1} \\ D_{bg}^{(s)} = B_{i+1,j-1} - G_{i+1,j-1} \\ D_{bg}^{(w)} = \hat{B}_{i,j-2} - G_{i,j-2} \\ D_{bg}^{(e)} = \hat{B}_{i,j} - G_{i,j} \end{cases} \quad (13)$$

이에 따라  $G_{i,j-1}$  위치에서 각 방향에 대한 기울기는 식 (14)와 같이 구할 수 있다. 각 방향과 연관된 가중치는 식 (4) 및 (5)와 유사한 방법으로 구하고, 이를 이용하여  $G_{i,j-1}$  위치의 방향성 예측은  $\hat{D}_{bg} = \sum_i \bar{w}_i D_{bg}^{(i)}$ ,

$i \in \{n, s, w, e\}$ 로 구한다. 최종적으로  $G_{i,j-1}$  위치에서의 누락된 B 샘플  $\hat{B}_{i,j-1} = G_{i,j-1} + \hat{D}_{bg}$ 로 보간한다.

R과 B 채널을 보간한 후, 비지역적 상관성을 이용하여 개선하는 과정은 G 채널에 적용한 방법과 동일하다. 즉, 보간된 R (또는 B) 샘플  $\hat{R}_{i,j}$  (또는  $\hat{B}_{i,j}$ )에 대해 그 샘플을 중심으로 한 비교적 큰 윈도우 내에서 유사한 픽셀을 찾는다. 자신을 포함해  $\hat{R}_{i,j}$  (또는  $\hat{B}_{i,j}$ )에 최대한 유사한 M개의 픽셀이 NLM 필터링에 사용된다.

### 3. 실험 및 결과

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 Fig. 3의 500×500 크기의 McMaster 영상 18장을 사용하였고, 기존 방법들과의 비교실험을 수행하여 객관적, 주관적 결과를 제시하였다.

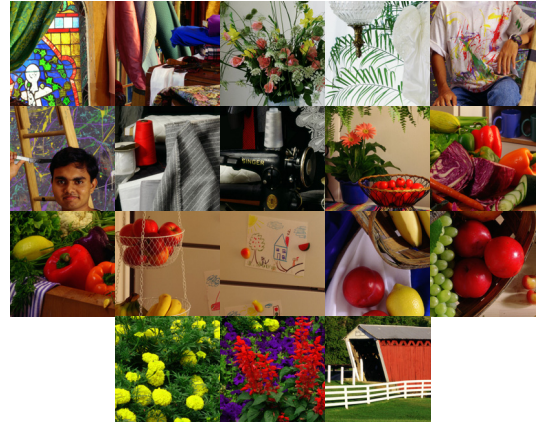


Fig. 3. McMaster test images

객관적 성능은 PSNR을 이용하는데, 이를 컬러영상에 적용하기 위하여 식 (15)와 같이 각 색상평면별로 평균

$$\begin{cases} \nabla^{(n)} = |G_{i,j-1} - G_{i-2,j-1}| + |B_{i+1,j-1} - B_{i-1,j-1}| + 0.5(|R_{i,j-2} - R_{i-2,j-2}| + |R_{i,j} - R_{i-2,j}|) + \epsilon \\ \nabla^{(s)} = |G_{i,j-1} - G_{i+2,j-1}| + |B_{i-1,j-1} - B_{i+1,j-1}| + 0.5(|R_{i,j-2} - R_{i+2,j-2}| + |R_{i,j} - R_{i+2,j}|) + \epsilon \\ \nabla^{(w)} = |G_{i,j-1} - G_{i,j-3}| + |R_{i,j} - R_{i,j-2}| + 0.5(|B_{i-1,j-1} - B_{i-1,j-3}| + |B_{i+1,j-1} - B_{i+1,j-3}|) + \epsilon \\ \nabla^{(e)} = |G_{i,j-1} - G_{i,j+1}| + |R_{i,j} - R_{i,j+2}| + 0.5(|B_{i-1,j-1} - B_{i-1,j+1}| + |B_{i+1,j+1} - B_{i+1,j-1}|) + \epsilon \end{cases} \quad (14)$$

제곱오차(MSE)를 구하고, 이 값의 평균을 사용하였다.

$$PSNR_C = 10 \log_{10} \left( \frac{3 \cdot 255^2}{MSE_R + MSE_G + MSE_B} \right) \quad (15)$$

비교실험은 기존의 *Adams*[3], *Li*[6], *Zhang*[8]의 방법과 수행하였다. 제안하는 방법은 NLM 과정에서 5×5 크기의 패치를 이용하여 31×31 크기의 영역에서 유사한 패치를 탐색하였고, 유사한 패치의 수  $M = 25$ , 가중치를 위한  $\sigma = 2.5$ 로 설정하였다.

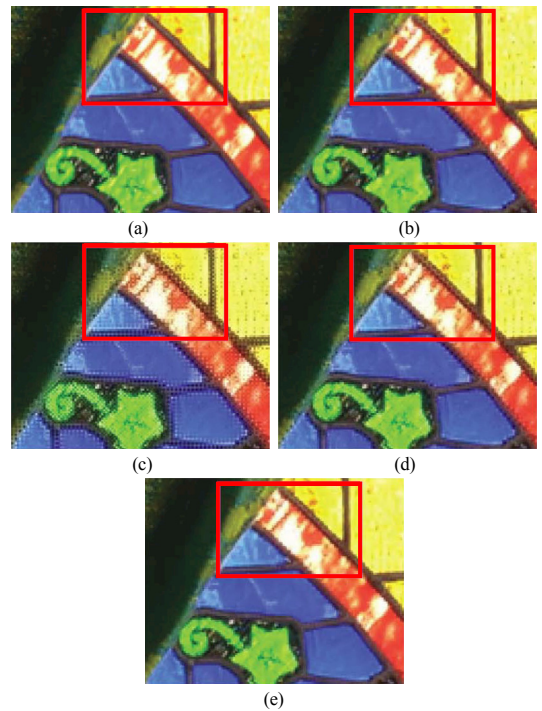
**Table 1.** Comparison of demosaicking results measured by PSNR (extended for color images)

No.	Adams	Li	Zhang	Proposed
1	28.58	23.55	27.42	<b>29.42</b>
2	34.47	32.12	34.16	<b>35.62</b>
3	30.97	31.34	32.81	<b>33.41</b>
4	33.61	33.41	34.38	<b>36.86</b>
5	33.45	29.21	31.52	<b>34.43</b>
6	35.12	31.29	34.61	<b>38.27</b>
7	34.16	37.44	<b>38.76</b>	37.08
8	36.33	36.24	37.65	<b>38.36</b>
9	36.44	32.36	34.86	<b>38.02</b>
10	37.63	34.86	36.51	<b>38.78</b>
11	38.35	35.66	37.40	<b>39.64</b>
12	37.65	36.13	36.63	<b>38.76</b>
13	<b>40.12</b>	38.15	39.31	40.09
14	38.24	36.67	37.88	<b>39.64</b>
15	38.56	36.41	37.67	<b>39.51</b>
16	32.52	27.40	31.06	<b>33.72</b>
17	32.03	25.62	29.80	<b>33.55</b>
18	34.10	32.17	34.42	<b>35.87</b>
Avg.	35.13	32.78	34.83	36.72

Table 1은 제안한 방법을 포함하여 각 알고리즘의 객관적 성능평가 결과를 PSNR<sub>C</sub>로 나타낸 것이다. 영상의 번호는 Fig. 3의 왼쪽 위의 영상부터 오른쪽 아래 방향으로 증가한다. Table 1의 결과에서 보는 바와 같이, 제안된 방법이 기존 방법 중 가장 성능이 좋은 *Adams* 방법과 비교하여 평균 1.59dB 개선되었고, *Li*의 방법에 비해 평균 3.94dB 개선됨을 보여준다. 제안된 방법의 우수한 결과는 올바른 방향성을 찾는 다양한 노력과 자연영상의 특성을 반영한 NLM 필터링을 적용한 결과에서 기인한다.

주관적 화질 평가를 위하여 영상 1에 대해 원영상과 각 방법의 결과를 일부 확대한 영상을 Fig. 4에 나타내었다. Fig. 4(c)와 (d)에서 보는 바와 같이, *Li*와 *Zhang*의 방법에서는 색상오류(false color)와 대각선 방향의 에지 근처에서의 지퍼 현상이 상당히 두드러지게 나타나

는데, 이는 완만한 색상 차이를 가정하여 알고리즘을 설계하였으나 McMaster 영상에는 잘 맞지 않아 나타나는 현상이다. Fig. 4(b)는 *Adams* 방법의 결과를 나타내는데, 누락된 색상을 보간하기 위해 비교적 짧은 길이(5픽셀)의 필터를 사용하여 상당히 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 그러나 여전히 보간을 위하여 가로 및 세로 방향만 고려함으로써 지역적 방향성 정보 및 비지역 특성을 충분히 반영하지 못해 잡음이 남아 있음을 알 수 있다. Fig. 4(e)에서 보는 바와 같이 제안한 방법에 의한 결과는 방향성 정보를 충분히 활용하여 에지의 복원 성능이 우수하고, 비지역 특성을 효과적으로 반영하여 색상오류가 적어 우수한 화질을 나타냄을 확인할 수 있다.



**Fig. 4.** Demosaicked images for McMaster 1 by (a) original image (b) *Adams* (c) *Li* (d) *Zhang* (e) Proposed methods

#### 4. 결론

본 논문에서는 CFA 영상의 효과적인 디모자이킹을 위하여 방향성 정보와 비지역적 특성을 활용하여 복원하는 알고리즘을 제안하였다. G 채널을 보간하기 위하여 수직 및 수평 방향에 더하여 대각선 방향을 고려하였으며, 보간된 픽셀에 대하여 NLM 필터링을 적용하여 비

지역적으로 유사한 구조를 반영하여 화질을 개선하도록 하였다. R 및 B 채널은 수평 및 수직 방향성 정보와 복원된 G 채널의 정보를 활용하여 보간하고, NLM 필터링을 적용하여 복원하였다. McMaster 테스트 영상 대부분의 경우에 대하여 제안한 방법이 기존 방법에 비해 높은 PSNR 결과를 나타냄을 보였다. 주관적 화질 또한 색상 오류 및 대각선 방향 에지에서 두드러지는 지퍼 현상이 현저하게 줄어들어 화질이 개선되었음을 확인할 수 있었다. 이러한 결과로부터 제안한 디모자이킹 방법이 다양한 영상 디스플레이 시스템에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 판단된다.

## References

- [1] B. E. Bayer, "Color imaging array," U. S. Patent No. 3971065, 1975.
- [2] J. E. Adams, "Intersections between color plane interpolation and other image processing functions in electronic photography," in *Proc. SPIE*, vol. 2416, pp. 144-151, Mar. 1995.  
DOI: <https://doi.org/10.1117/12.204825>
- [3] J. E. Adams, J. F. Hamilton Jr., "Adaptive color plane interpolation in single color electronic camera," U. S. Patent No. 5506619, 1996.
- [4] B. K. Gunturk, Y. Altunbasak, R. M. Mersereau, "Color plane interpolation using alternating projections," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 11, no. 9, pp. 997-1013, Sep. 2002.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2002.801121>
- [5] R. Lukac, K. Martin, K. N. Plataniotis, "Demosaicked image postprocessing using local color ratios," *IEEE Trans. Circuits and Syst. Video Technol.*, vol. 14, no. 6, pp. 914-920, Jun. 2004.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2004.828316>
- [6] X. Li, "Demosaicing by successive approximation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 3, pp. 370-379, Mar. 2005.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2004.840683>
- [7] K. Hirakawa, T. W. Parks, "Adaptive homogeneity-directed demosaicing algorithm," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 3, pp. 360-369, Mar. 2005.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2004.838691>
- [8] L. Zhang, X. Wu, "Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 12, pp. 2167-2178, Dec. 2005.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2005.857260>
- [9] D. Menon, S. Andriani, G. Calvagno, "Demosaicing with directional filtering and a posteriori decision," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 1, pp. 132-141, Jan. 2007.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2006.884928>
- [10] X. Li, B. Gunturk, L. Zhang, "Image demosaicking: a systematic survey," in *Proc. SPIE*, vol. 6822 (VCIP2008), San Jose, CA, pp. 68221J-1-68221J-15, 2008.
- [11] A. Buades, B. Coll, J. -M. Morel, C. Sbert, "Self-similarity driven color demosaicking," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 6, pp. 1192-1202, Jun. 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2009.2017171>
- [12] F. Zhang, X. Wu, X. Yang, W. Zhang, L. Zhang, "Robust color demosaicking with adaptation to varying spectral correlations," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 12, pp. 2706-2717, Dec. 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2009.2029987>
- [13] J. Mairal, M. Elad, G. Sapiro, "Sparse representation for color image restoration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 1, pp. 53-69, Jan. 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2007.911828>
- [14] L. Zhang, X. Wu, A. Buades, X. Li, "Color demosaicking by local directional interpolation and nonlocal adaptive thresholding," *J. Electronic Imaging*, vol. 20, no. 2, pp. 023016-1-023016-16, 2011.  
DOI: <https://doi.org/10.1117/1.3600632>
- [15] Y. -K. Lee, H. Yoo, "Demosaicking method using high-order interpolation with parameters," *The Trnas. KIEE*, vol. 62, no. 9, pp. 1276-1282, Sep. 2013.
- [16] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, "A review of image denoising algorithms, with a new one," *Multiscale Model. Simul.*, vol. 4, no. 2, pp. 490-530, 2005.  
DOI: <https://doi.org/10.1137/040616024>
- [17] S. Kindermann, S. Osher, P. W. Jones, "Deblurring and denoising of images by nonlocal functions," *Multiscale Model. Simul.*, vol. 4, no. 4, pp. 1091-1115, 2005.  
DOI: <https://doi.org/10.1137/050622249>
- [18] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian, "Image denoising by sparse 3-D transform domain collaborative filtering," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 8, pp. 2080-2094, Aug. 2007.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901238>
- [19] T. Brox, O. Kleinschmidt, D. Cremers, "Efficient nonlocal means for denoising of textural patterns," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 7, pp. 1083-1092, Jul. 2008.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2008.924281>
- [20] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, "Nonlocal image and movie denoising," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 76, no. 2, pp. 123-139, 2008.  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11263-007-0052-1>

김종호(Jongho Kim)

[종신회원]



- 1998년 2월 : 한양대학교 전자통신 공학과 (공학사)
- 2008년 8월 : 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학박사)
- 2008년 9월 ~ 2009년 2월 : 삼성 전자 책임연구원
- 2009년 3월 ~ 현재 : 순천대학교 멀티미디어공학과 교수

<관심분야>

영상압축 및 통신, 컴퓨터비전, 영상처리, 디지털 신호처리