

# 매개변수를 갖는 고차원 보간법을 이용한 디모자이킹 기법

## Demosaicking Method using High-order Interpolation with Parameters

이 연 경\* · 유 훈†  
(Yeon-Kyung Lee · Hoon Yoo)

**Abstract** - This paper presents a demosaicking method based on high-order interpolation with parameters. Demosaicking is an essential process in capturing color images through a single sensor-array. Thus, a lot of methods including the Hamilton-Adams(HA) method has been studied in this literature. However, the image quality depends on various factors such as contrast and correlation in color space; existing algorithms depend on test images in use. Consequently, a new test image set was suggested to develop demosaicking algorithms properly. According to previous studies, the HA method shows high performances with the new test data set. In this paper, we improve the HA method using high-order interpolation with parameters. Also, we provide an analysis and formulations for the proposed method. To evaluate our method, we compare our method with the existing methods both objectively and subjectively. The experimental results indicate that the proposed method is superior to the existing methods.

**Key Words** : Demosaicking, McMaster images, Hamilton-Adams method, Parametric method, High-order interpolation

### 1. 서 론

디지털 컬러영상은 다중 센서와 단일 센서를 통해 획득하는 것이 주를 이룬다. 먼저 다중 센서를 통해 컬러 영상을 획득하는 경우 영상을 구성하는 색상 평면 수만큼 영상 획득 센서가 요구된다. 이를 통해 얻은 영상은 고화질이라는 장점이 있다. 하지만 다수의 영상 획득 센서를 이용하여 컬러 영상을 만드는 경우 전류소모, 무게, 부피, 가격 등의 부분에서 문제가 발생된다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 단일 센서를 통해 컬러 영상을 획득하는 방법인 컬러 필터 배열(color filter array; CFA)가 고안되었다. 컬러 필터 배열은 하나의 영상 센서 내에 컬러 영상을 구성하는 색상을 일정한 패턴의 조합으로 2차원 배열로 나열된 패턴을 가진다. 이 기술의 대표적인 패턴으로 베이어 패턴(Bayer pattern)은 컬러 영상의 단일 센서 구현에 가장 많이 사용된다[1]. 한편 컬러 필터 배열을 통해 컬러 영상을 제작하는 경우 각 픽셀은 하나의 색상에 대한 정보만 존재하게 되므로 이 색상을 제외한 다른 색상들에 대한 정보를 보간하는 기술이 요구되며 이를 디모자이킹(demosaicking)이라 한다[2].



그림 1 베이어 패턴  
Fig. 1 Bayer pattern

베이어 패턴은 R, G, B 세 개의 색상을 사용한다. 이 중 G 색상은 인간의 시신경이 가장 민감하게 감지하여 휘도 요소로 정의하고, 컬러 필터 배열에서 50%를 차지하게 배치하였다[1]. R, B 색상은 색감 감지 요소로 정의하고, 컬러 필터 배열에서 각각 25%씩 차지하게 배치된다. 베이어 패턴의 구성은 다음 그림 1과 같이 각 색상의 조합으로 2×2크기의 컬러 블록을 반복시킨 형태이다. 컬러 필터 배열 내에서 G 색상과 R, B 색상의 패턴과 비율이 달라, 일반적으로 G 색상과 R, B 색상은 다른 보간법을 이용하여 복원한다.

디모자이킹은 컬러 필터 배열의 이용으로 누락된 색상 값을 예측하여 복원하는 기술이다. 이 기술은 영상의 지퍼링(zippering), 에일리어싱(aliasing), 색 수차(purple fringing) 등의 잡음을 최소화하면서 영상 고화질의 유지가 요구되며, 하드웨어에 적용되는 기술로 빠른 연산 시간이 요구된다. 디모자이킹 기술은 영상의 화질을 개선시키기 위해 많은 연구가 진행되었다[3-12]. 이 연구들은 선형 보간법과 같은 일반적인 보간법을 이용한 방법[3,4], 에지 방향성을 이용한 방법[5-7], 컬러 평면 간 상관성을 활용한 방법[8-9], 반복적인(iteration) 보간법[3,10], 잡음 제거기술에 기반을 둔 보간법[11], 주파수 영역에서의 보간법[12]으로 분류 할 수 있다. 선형 보간법을 이용한 방법들은 하드웨어 구현에 매우 적합하나 지퍼링, 에일리어싱 등의 영상 잡음을 개선하지 못하여 화질면에서 문제가 된다. 이를 개선하기 위해 간단하고 효율적인 방법들이 제시되었다. 이들 중 Hamilton-Adams (HA)방법은 간단하고 효율적인 것은 물론 화질 측면에서도 큰 개선을 이뤄낸 방법이다. 또한 이 방법은 에지와 다른 컬러 평면을 이용한 방법으로 여러 연구의 토대가 된 방법이다[13].

한편, 최근 성능 측정 데이터가 바뀌면 성능 또한 이에 좌우된다는 문제점이 발생했다. 기존의 성능 측 데이터로 사용되던 코닥(Kodak)에서 제공한 24장의 영상이 컬러 평면

\* Dept. of Computer Science, SangMyung University, Korea  
† Corresponding Author : Dept. of Digital Media, SangMyung University, Korea  
E-mail : hunie@smu.ac.kr  
Received : June 5, 2013; Accepted : August 7, 2013

간의 유사도가 매우 높아 부적절하다는 의견이 제시되었다 [11,14]. 이를 위해 새로운 성능 측정 데이터로 맥매스터 (McMaster) 영상 또는 IMAX 영상 데이터가 제시되었다. 맥매스터 영상은 색 정보가 풍부하고 고주파 대역의 상관도는 낮으며 컬러 평면 간 차분에 대한 분산이 크며, 채도가 높은 특징을 가진다[13].

기존 방법들을 맥매스터 영상으로 실험한 결과 HA방법이 높은 성능을 나타내었다[11]. 본 논문에서는 HA방법의 성능을 보다 극대화하기 위해 매개변수를 이용한 보간 방법을 도입한다. 매개변수 도입을 위해 기존 방법에서 고정되어 있던 계수 식을 고차원으로 확장하고, 이와 함께 필터 설계에 관한 필요조건을 명시한다. 제안하는 방법의 성능 측정을 위해 기존 방법들과의 객관적 수치 비교와 주관적 화질 비교를 수행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 방법의 토대가 되는 HA방법에 대해 설명하고, 3장에서는 새로운 제안 방법을 설명한다. 4장과 5장은 제안한 방법의 성능 측정 및 분석 및 결론을 제시한다.

## 2. Hamilton-Adams 방법

HA방법은 주변 픽셀에 대한 고주파를 감지하여 이에 따른 방향으로 영상을 복원하는 방법이다. 에지 방향에 따른 고주파를 감지하기 위하여 이 방법에서는 방향에 따른 주변 픽셀에 대한 라플라시안(Laplacian)식을 사용하며, 이때 동일 평면 픽셀 뿐만 아니라 다른 평면 픽셀들도 함께 사용하여 보다 정확히 고주파를 감지할 수 있도록 한다. 보간될 값을 예측하는 계산 과정에서는 동일 평면 픽셀에 대해 저역 필터(low-pass filter)를 적용시키고, 다른 평면 픽셀에 대해 고역필터(high-pass filter)를 적용하여 저주파 고주파 모두 포함하도록 값을 결정함으로써 예측 값의 정확도 또한 높여 하였다. HA방법은 컬러 필터 배열에서 픽셀의 수가 많은 G-평면을 보간 한 후 완전히 보간 된 G-평면을 이용하여 R, B-평면을 복원하는 순차적 방법을 사용한다.

### 2.1 G-평면 복원

CFA에서 G-평면의 형태는 다섯 눈 모양(quincunx)의 형태를 가지고 있다. 이 형태에서 픽셀 값이 없는 지점을 중심으로 주변 픽셀을 관찰하면 대각선과 역 대각선 방향에는 동일하게 픽셀 값이 존재하지 않으나, 가로와 세로 방향으로는 픽셀 값이 존재함을 알 수 있다. 따라서 에지 방향에 따른 복원을 수행하기 위해 휘도 영역 복원에서는 에지의 방향을 가로, 세로 두 방향으로 설정한다.

G-평면 복원 순서는 다음 그림 2(a)와 같다. 먼저 수직, 수평 에지 방향에 대해 그래디언트(gradient)를 계산한다. 그 다음으로 각 방향에 따른 보간 될 값을 계산한다. 이때, 보간될 값은 앞서 계산된 수직, 수평에 대한 두 그래디언트 값의 비교에 따라 결정된다. 보간을 위해 사용되는 픽셀들은 그림 2(b)와 같다. 예를 들어, 그림 2(b)에서  $A_{ij}$ 의 위치의 G색상을 보간하려 할 때, 가로 방향에 대한 그래디언트(DH)와 세로 방향에 대한 그래디언트(DV)는 다음과 같이 구할 수 있다.

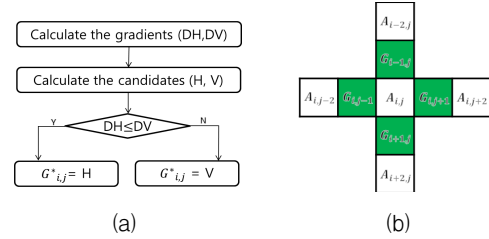


그림 2 HA방법의 G-평면 복원 (a) 복원 과정 (b) 사용 픽셀

Fig. 2 reconstruction of G-plane in HA method (a) process (b) used pixels

$$DH = |-A_{i,j-2} + 2A_{i,j} - A_{i,j+2}| + |G_{i,j-1} - G_{i,j+1}| \quad (1)$$

$$DV = |-A_{i-2,j} + 2A_{i,j} - A_{i+2,j}| + |G_{i-1,j} - G_{i+1,j}|, \quad (2)$$

방향에 따라 보간 될 예측 값 H와 V는 다음과 같이 정의된다.

$$H = (G_{i,j-1} + G_{i,j+1})/2 + (-A_{i,j-2} + 2A_{i,j} - A_{i,j+2})/4 \quad (3)$$

$$V = (G_{i-1,j} + G_{i+1,j})/2 + (-A_{i-2,j} + 2A_{i,j} - A_{i+2,j})/4, \quad (4)$$

여기서 구해진 DH, DV 결과 값 비교를 통해  $G^*_{ij}$ 를 보간 할 수 있다.

### 2.2 R, B-평면 복원

R, B 색상은 CFA의 2x2크기의 반복 블록에서 하나의 픽셀 값만 존재한다. 그러므로 나머지 세 위치에 대한 보간이 필요하다. R, B-평면 복원은 같은 평면의 색상과 앞서 복원된 G-평면의 값을 이용한다. 이 과정에서 하나의 색상 평면을 복원하기 위해서는 다음 그림 3(b)와 같은 픽셀 들이 요구된다. 여기서  $A_x$ 은 하나의 색상 평면을,  $C_x$  다른 색상 평면을 의미한다. 예를 들어 그림 3(b)를 기준으로  $A_x$ -평면을 기준으로 복원할 때 복원할 위치는  $G_{i,j}$ 위치인 좌우에 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우,  $G_{i,j}$ 위치인 상하에 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우와  $C_{ij}$ 위치인 대각선과 역 대각선으로 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우, 이 세 개의 경우에 나뉜다. 먼저 좌우에 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우인  $A^*_{i-1,j}$ 의 위치는 다음 식 (5)와 같이 좌우 픽셀 값과 그 위치의 복원된 G-평면의 고주파를 이용하여 보간되며

$$A^*_{i-1,j} = (A_{i-1,j-1} + A_{i-1,j+1})/2 + (-G_{i-1,j-1} + 2G_{i-1,j} - G_{i-1,j+1})/2, \quad (5)$$

다음으로 상하에 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우인  $A^*_{i,j-1}$ 의 위치는 상하 픽셀 값과 그 위치에 복원된 G-평면의 고주파를 이용하여 보간된다.

$$A^*_{i,j-1} = (A_{i-1,j-1} + A_{i+1,j-1})/2 + (-G_{i-1,j-1} + 2G_{i,j-1} - G_{i+1,j-1})/2, \quad (6)$$

마지막으로 대각선과 역 대각선에 같은 평면 픽셀이 존재하는 경우는 두 방향에 따라 보간 할 수 있으므로 각 방향에 대한 그래디언트 값을 구하며 그 값으로 보간될 값을 결정한다. 이 과정은 G-평면 복원 방법과 유사하며 그 순서는 다음 그

림 3(a)와 같다. 역 대각선의 그래디언트 값  $DN$ , 대각선의 그래디언트 값  $DP$ 은 다음과 같이 설정되며

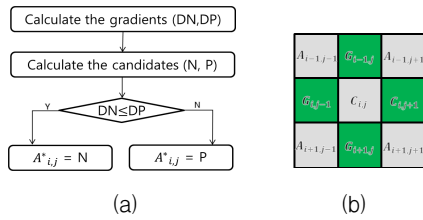


그림 3 HA방법의 색상 영역 복원  
(a) 복원 과정 (b) 사용 픽셀

Fig. 3 reconstruction of chrominance section in HA method  
(a) process (b) used pixels

$$DN = |-G_{i-1,j-1} + 2G_{i,j} - G_{i+1,j+1}| + |A_{i-1,j-1} - A_{i+1,j+1}| \quad (7)$$

$$DP = |-G_{i-1,j+1} + 2G_{i,j} - G_{i+1,j-1}| + |A_{i-1,j+1} - A_{i+1,j-1}| \quad (8)$$

여기서 복원될 예측 값  $N$ 과  $P$ 는 이와 같이 정의된다. 마찬가지로 정의된 값은 그래디언트 값 비교에 따라 결정된다.

$$N = (A_{i-1,j-1} + A_{i+1,j+1})/2 + (-G_{i-1,j-1} + 2G_{i,j} - G_{i+1,j+1})/2 \quad (9)$$

$$P = (A_{i-1,j+1} + A_{i+1,j-1})/2 + (-G_{i-1,j+1} + 2G_{i,j} - G_{i+1,j-1})/2 \quad (10)$$

### 3. 제안하는 방법

#### 3.1 매개변수 도입

이 과정에서는 HA방법을 일반화 한다. 일반화 된 식을 확장하여 매개 변수를 갖는 고차원 보간법으로 정의한다. 앞 장에서 언급하였듯이 HA방법은 같은 색상 평면에 저역 필터를 적용시키고 다른 색상 평면에 고역 필터를 적용 시켜 적용된 두 영역을 합하여 하나의 화소를 보간한다. 이를 G-평면에 대해 예를 들어 저역 필터  $h_{L}^{HA}$ , 고역 필터  $h_{H}^{HA}$ 를 사용하여 일반화 하면 다음과 같다.

$$G^* = \langle h_L^{HA}, G_y \rangle + \langle h_H^{HA}, A_y \rangle, \quad (11)$$

여기서  $h_L^{HA} = (1, 1)^T$ ,  $h_H^{HA} = (1, -2, 1)^T$ 로 정의되며 이에 사용되는 화소들은 1차원적으로  $i$ 를 기준으로 표기하면 G-평면에서 사용되는 픽셀들인  $G_g$ 는  $(G_{i-1}, G_{i+1})^T$ 이고,  $A_g$ 는  $(A_{i-2}, A_i, A_{i+2})^T$ 이다.

일반화 된 HA 방법의 매개변수 도입을 위해 차원을 확장함은 사용 화소들과 사용 필터들을 확장시킴과 동일하다.

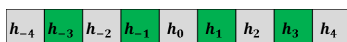


그림 4 고차원 확장 샘플

Fig. 4 high-order extending samples

이를 위해  $h_L^{HA}$ 와  $h_H^{HA}$ 의 계수 확장을 통해 고차원 필터를 정의한다. 이에 대한 결정 방식으로 영상 필터 설계 조건을

필요조건으로 삼아 설계한다.

제한하는 방법의 저역필터  $h_L$ 는 그림 4를 기준으로 다음 식 (12)와 같이 확장되어 정의된다.

$$h_L = (h_{-3}, h_{-1}, h_1, h_3)^T, \quad (12)$$

영상에서 사용되는 일반적인 저역필터의 설계조건은 대칭성(symmetry)과 DC 이득(gain)의 그 합이 1로 정의된다는 두 조건이다[15]. 이를 필요조건으로 위 식(12)의 계수를 정의하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} h_{-3} + h_{-1} + h_1 + h_3 &= 1 \\ h_{-3} &= -h_3 = 0 \\ h_{-1} + h_1 &= 0, \end{aligned} \quad (13)$$

정의된 식의 일반적인 해는 다음과 같이 얻어진다.

$$h_L = h_3(1, -1, -1, 1)^T + (0, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}, 0)^T, \quad 0 \quad (14)$$

얻어진 일반해에서 독립변수  $h_3$ 를  $\beta$ 로 정의하면 최종적으로  $h_L$ 는 다음과 같이 나타난다.

$$h_L = (\beta, \frac{1}{2} - \beta, \frac{1}{2} - \beta, \beta)^T, \quad (15)$$

구하여진  $h_L$ 에서  $\beta$ 는 매개변수 값이 되며 이 값을 0으로 설정하면 HA방법에서의 저역 필터와 동일함을 알 수 있다.

기존 고역 필터는 다른 색상영역에 대한 라플라시안 연산을 수행하기 위해 세 개의 필터 계수가 필요했다. 이를 확장하여 본 방법에서는 다섯 개의 필터계수를 사용하여 그림 4의 표기를 기준으로 고역 필터 계수  $h_H$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$h_H = (h_{-4}, h_{-2}, h_0, h_2, h_4)^T, \quad (16)$$

확장된 필터 계수 값 정의를 위해 영상의 고역 필터 설계에 요구되는 필수 요소들을 필요조건으로 삼는다. 영상의 고역 필터 설계의 필요조건은 3가지로 필터 계수의 DC 이득이 0, Nyquist 이득이 1, 그리고 저역 필터 조건과 동일하게 필터의 중심을 기반한 필터 계수의 대칭성이다. 이 필요조건들에 대한 필터 계수의 관계식을 정의하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} h_{-4} + h_{-2} + h_0 + h_2 + h_4 &= 0 \\ h_{-4} &= -h_4 = 0 \\ h_{-2} &= -h_2 = 0 \\ h_{-4} - h_{-2} + h_0 - h_2 + h_4 &= 1, \end{aligned} \quad (17)$$

위 수식의 일반적인 해는 다음과 같다.

$$h_H = h_4(1, 0, -2, 0, 1)^T + (0, -\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{4}, 0)^T, \quad (18)$$

수식 (18)에서 독립변수  $h_4$ 를  $\alpha$ 로 정의하면 최종적으로  $h_H$ 는 다음과 같다. 이 고역 필터 또한 독립변수의 값에 0을 대입하면 기존 HA방법의 고역 필터와 동일함을 알 수 있다.

$$h_H = (\alpha, -\frac{1}{4}, \frac{1}{2} - 2\alpha, -\frac{1}{4}, \alpha)^T \quad (19)$$

### 3.2 G-평면 복원

G-평면의 복원 순서는 기존 방법의 과정과 동일하게 수직, 수평 방향에 대해 그래디언트를 구한 후 두 그래디언트 비교에 따른 예측 값을 적용시키는 과정으로 수행된다. 제안하는 고차원 HA방법에서는 그래디언트 계산 과정 또한 확장하여 사용한다. 확장된 그래디언트 계산 과정은 고주파 영역의 고차식 영역 필터에 해당하는 화소들과 기존 방향을 감싸는 주변 행, 열에 대한 화소들 또한 사용한다. 다음 그림 5에서의 중심 화소의 행과 열 위치가  $(i,j)$ 라고 하면,  $DH$ 는 그림 5(a)에 명시된 대로 다음과 같이 정의된다.

$$DH = |G_{i-1,j-2} - G_{i-1,j}| + |G_{i-1,j} - G_{i-1,j+2}| + |G_{i,j-3} - G_{i,j-1}| + |G_{i,j-1} - G_{i,j+1}| + |G_{i,j+1} - G_{i,j+3}| + |G_{i+1,j+2} - G_{i+1,j}| + |G_{i+1,j} - G_{i+1,j+2}| + |R_{i-1,j-1} - R_{i-1,j+1}| + |R_{i+1,j-1} - R_{i+1,j+1}| + |B_{i,j-2} - B_{i,j}| + |B_{i,j} - B_{i,j+2}| \quad (20)$$

DV 또한 동일하게 그림 5(b)에 명시된 대로 다음과 같이 정의된다.

$$DV = |G_{i-2,j-1} - G_{i,j-1}| + |G_{i,j-1} - G_{i-2,j-1}| + |G_{i-3,j} - G_{i-1,j}| + |G_{i-1,j} - G_{i+1,j}| + |G_{i+1,j} - G_{i+3,j}| + |G_{i-2,j+1} - G_{i,j+1}| + |G_{i,j+1} - G_{i+2,j+1}| + |R_{i-1,j-1} - R_{i+1,j-1}| + |R_{i+1,j-1} - R_{i+1,j+1}| + |B_{i-2,j} - B_{i,j}| + |B_{i,j} - B_{i+2,j}| \quad (21)$$

위치  $(i,j)$ 의 복원 값  $G^*$ 은 3.1절을 통해 확장된 고차식 필터  $h_L$ 와  $G_g$ 의 내적,  $h_H$ 와  $A_g$ 의 내적의 조합으로 구성되며,  $G_g$ 와  $A_g$ 는 각각  $G^*$ 를 복원 하는 과정에서 사용되는 G-평면, 색감 영역 화소들을 의미한다.  $G_g$ 와  $A_g$ 내에서 명시된 두 방향은 계산된 그래디언트 방향을 의미하며 이에 따라 보간에 사용되는 픽셀이 다름을 의미한다.

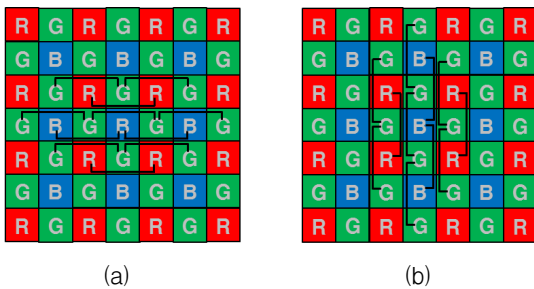


그림 5 고차원 HA의 휘도 영역 그래디언트 계산 (a) DH (b) DV

Fig. 5 calculating the gradients of luminance section at high-order HA (a) DH (b) DV

$$G^* = \langle h_L, G_g \rangle + \langle h_H, A_g \rangle \quad (22)$$

$$G_g = \begin{cases} [G_{i,j-3}, G_{i,j-1}, G_{i,j+1}, G_{i,j+3}]^T, & \text{Horizontal} \\ [G_{i-3,j}, G_{i-1,j}, G_{i+1,j}, G_{i+3,j}]^T, & \text{Vertical} \end{cases}$$

$$A_g = \begin{cases} [A_{i,j-4}, A_{i,j-2}, A_{i,j}, A_{i,j+2}, A_{i,j+4}]^T, & \text{Horizontal} \\ [A_{i-4,j}, A_{i-2,j}, A_{i,j}, A_{i+2,j}, A_{i+4,j}]^T, & \text{Vertical} \end{cases}$$

### 3.3 R, B-평면 복원

R, B-평면 복원 또한 기존 방법의 순서와 동일하게 수행된다. R, B-평면은 보간은 2.2절에 의하면 좌우에 같은 평면 픽셀이 존재하여 좌우의 픽셀을 이용하여 보간하는 경우와 상하에 같은 평면 픽셀이 존재하여 상하로 보간하는 경우, 대각선과 역대각선 방향으로 같은 평면 픽셀이 존재하여 이중 하나의 방향을 선택하여 보간하는 경우로 총 세 개의 경우가 존재하였다. 이 세 가지 경우에 대하여 고차원으로 확장하고 파라미터를 적용한다.

먼저 상하로 확장하여 보간하는 과정과 좌우로 확장하여 보간하는 과정은 식(5), (6)를 각각 확장시키는 것과 동일하다. 식(5)와 (6)을 일반화 하여 나타내면 다음과 같이 정의되며

$$A^* = \langle h_L, A_a \rangle + \langle h_H, G_a \rangle \quad (23)$$

각 방법에서 중심 픽셀  $(i,j)$ 를 기준으로 보간에 사용되는 확장된 픽셀들  $A_a$ 와  $G_a$ 는 상하로 확장될 경우  $A_a = (A_{i-3,j}, A_{i-1,j}, A_{i+1,j}, A_{i+3,j})$ ,  $G_g = (G_{i+2,j}, G_{i-1,j}, G_{i,j}, G_{i+1,j}, G_{i+2,j})$ 로 정의되며 좌우로 확장될 경우  $A_a = (A_{i,j-3}, A_{i,j-1}, A_{i,j+1}, A_{i,j+3})$ ,  $G_g = (G_{i,j-2}, G_{i,j-1}, G_{i,j}, G_{i,j+1}, G_{i,j+2})$ 로 정의되어 보간된다.

다음으로 대각선과 역대각선 방향으로 같은 평면의 픽셀이 존재하는 경우 기존 방법에 따라  $DN$ ,  $DP$ 를 구하고 이에 따라 값을 결정한다.  $DN$ ,  $DP$ 값의 결정 방법은 기존과 동일하게 사용한다. 이는 G-평면 복원 과정에서 그래디언트 확장과 다르게 이미 복원된 G-영역의 값들을 사용하기 때문에 색감 영역까지 확장하지 않아도 방향 결정에 크게 영향을 미치지 않기 때문이다. 계산된 두 방향의 그래디언트 값으로 복원될 값  $A^*$ 는 고차원으로 확장되어 정의된다. 다음 식 (24)는 복원 값  $A^*$ 를 나타내며 식에서의  $PD$ 는 대각선 방향,  $ND$ 는 역 대각선 방향을 의미한다.

$$A^* = \langle h_L, A_a \rangle + \omega \langle h_H, G_a \rangle. \quad (24)$$

$$A_a = \begin{cases} [A_{i-2,j-2}, A_{i-1,j-1}, A_{i+1,j+1}, A_{i+2,j+2}]^T, & PD \\ [A_{i-2,j+2}, A_{i-1,j+1}, A_{i+1,j-1}, A_{i+2,j-2}]^T, & ND \end{cases}$$

$$G_a = \begin{cases} [G_{i-2,j-2}, G_{i-1,j-1}, G_{i,j}, G_{i+1,j+1}, G_{i+2,j+2}]^T, & PD \\ [G_{i-2,j+2}, G_{i-1,j+1}, G_{i,j}, G_{i+1,j-1}, G_{i+2,j-2}]^T. & ND \end{cases}$$

위치  $(i,j)$ 의 복원 값  $A^*$ 은 3.1절을 통해 확장된 고차식 필터  $h_L$ ,  $h_H$ 와 해당 평면  $A_a$ ,  $G_a$ 의 내적의 조합으로 구성되며,  $A_a$ 와  $G_a$ 는 각각  $A^*$ 를 복원 하는 과정에서 사용되는 R, B-평면, G-평면 픽셀들을 의미한다.  $A_a$ 와  $G_a$ 내에 두 방향은 계산된 그래디언트 방향을 의미하여 그 방향에 따른 사용된 픽셀이 다름을 명시한다.  $\omega$ 는 G-평면 고주파 영역에 대한 가중치를 설정하는 변수이다. 이 변수를 통해 고주파 영역을 증폭시키거나 감소시킬 수 있다. HA방법에서는  $\omega$ 를 2로 설정하여 고주파 성분을 증폭시켰다. 제안하는 방법에서는 식(24)와 같이  $\omega$ 를 매개변수로 도입하여 가중치 또한 가변적인 값을 가질 수 있도록 한다.



4. 실험 결과 및 토의

제안된 방법의 성능 측정을 위해 기존 방법들과의 비교 실험을 수행하였다. 실험 데이터로 그림 6에 명시된 500×500 크기의 맥매스터 영상 18장 사용하였으며 이를 통해 객관적, 주관적 실험 결과를 제공한다.



그림 6 맥매스터 영상  
Fig. 6 McMaster images

객관적 성능 측정 방법으로 CPSNR(color peak signal-to-noise ratio)을 이용하여 수치 비교를 수행한다. CPSNR은 색상 평면 별로 평균 제곱 오차를 구하여 이를 평균 내어 CMSE를 구하고, 구해진 값을 통해 최대 신호 대 잡음 비를 구하여 얻을 수 있다.

$$CPSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{CMSE} \right) \quad (25)$$

$$CMSE = \frac{1}{3mn} \sum_{x=r,g,b} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (x_{i,j} - x_{i,j}^*)^2$$

비교를 수행할 방법으로 총 7개의 CCA[6], NCRM[8], VCD[7], AP[9], DFPD[5], SA[10], HA[3] 방법들을 사용한다. 제안하는 방법에서의 요구되는 매개변수는 실험적인 방법을 통하여 구하였으며, 이 중 네 개의 매개변수를 정해 실험에 사용하였다. 다음 표 1에는 제안된 방법에서 정의한 일반화 식으로 정의할 수 있는 기존 방법들과 제안된 방법에서 사용한 매개변수 4개를 명시하였다.

표 1 일반화된 식의 매개변수들

Table 1 specified parameters of the generalized equation

	$a$	$\beta$	$\omega$
proposed method 1	0	$-\frac{1}{48}$	$\frac{3}{4}$
proposed method 2	$\frac{1}{32}$	0	1
proposed method 3	$\frac{1}{32}$	$-\frac{1}{48}$	$\frac{3}{4}$
proposed method 4	$\frac{1}{32}$	$-\frac{1}{32}$	$\frac{7}{8}$
HA[3]	0	0	2
HOI[4]	0	$\frac{1}{48}$	$\frac{1}{24}$

표 2는 각 방법의 결과에 대한 CPSNR 수치를 나타낸 표이다. 명시된 수치를 통해 최적 매개변수를 도입한 방법들이 대부분의 영상에서 높은 수치를 보여준다. 제안된 방법은 HA방법과 비교하여 평균적으로 0.5dB 개선되었고, 영상에 따라서 최대 1.73dB 개선됨을 보여준다. 제안된 방법의 우수성은 식(20)과 식(21)에 근거한 정확한 에지 방향을 찾는 부분과 고차 보간법을 사용한 것으로부터 기인한다.

다음 그림 7, 8은 원 영상과 각 방법의 결과를 일부 확대한 그림이다. 먼저 그림 7은 다른 방법들에서 소금-후추 잡음(salt and pepper noise)이 나타난 것을 알 수 있다. 이 잡음으로 인하여 객관적 화질의 저하를 일으킴을 볼 수 있다. 그리고 기존 방법(e) 보다 제안된 방법(f)이 소금-후추 잡음이나 에지 부근에서의 지퍼링 현상이 감소하여 제안된 방법의 화질 개선을 볼 수 있다. 이는 그림 8에서도 동일하게 나타난다. 다른 방법들은 에지 부근에서 색상 잡음이 강하게 나타나 원 영상과 비교하였을 때 에지의 형태를 잃는 현상이 나타나지만, 제안된 방법은 에지의 형태를 가장 보존한 결과를 나타내어 화질이 우수한 것을 알 수 있다.

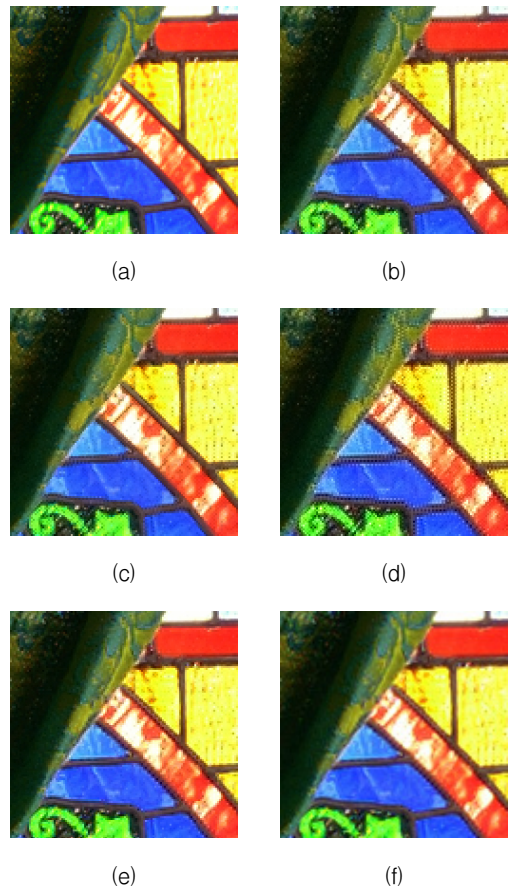


그림 7 맥매스터 1번 영상 결과

(a) 원본 영상 (b) CCA (c) NCRM (d) AP (e) HA (f) proposed method4

Fig. 7 Resulting images from McMaster images at No.1 by (a) original image (b) CCA (c) NCRM (d) AP (e) HA (f) proposed method4

표 2 맥매스터 영상에 대한 CPSNR 결과

Table 2 CPSNR results for McMaster data set

No.	CCA [6]	NCRM [8]	VCD [7]	AP [9]	DPFD [5]	SA [10]	HA [3]	proposed method1	proposed method2	proposed method3	proposed method4
1	27.58	27.77	27.47	25.94	25.23	24.17	28.14	28.99	28.79	<b>29.23</b>	29.10
2	33.98	33.98	33.99	32.80	32.54	32.49	34.40	<b>34.94</b>	34.79	34.79	34.88
3	<b>33.47</b>	32.72	32.94	31.97	31.33	31.82	32.11	31.87	31.75	31.19	31.51
4	<b>37.05</b>	35.37	35.12	33.55	32.48	34.12	35.27	34.68	34.42	33.79	34.52
5	32.28	31.69	31.79	30.29	29.03	29.68	32.94	33.71	33.57	<b>34.05</b>	33.95
6	34.64	34.18	34.45	32.33	30.66	31.28	35.96	37.10	36.93	<b>37.77</b>	37.69
7	38.67	37.78	<b>38.93</b>	38.14	38.88	38.02	35.48	34.95	34.88	34.21	34.37
8	<b>38.03</b>	37.90	37.87	36.90	36.67	37.31	37.15	37.00	36.82	36.27	36.57
9	35.61	35.50	34.92	33.61	32.29	32.87	36.05	36.63	36.40	36.62	<b>36.78</b>
10	37.01	36.14	36.89	35.30	34.33	35.65	37.76	38.37	38.16	38.44	<b>38.50</b>
11	37.81	37.48	37.62	36.31	35.14	36.52	38.30	38.99	38.76	<b>39.13</b>	39.04
12	37.20	35.42	37.18	36.08	35.28	36.48	37.74	<b>38.77</b>	38.63	38.63	38.75
13	39.62	39.10	39.29	37.77	37.07	38.38	40.04	40.52	40.39	40.54	<b>40.59</b>
14	37.78	37.65	37.47	36.60	35.98	36.96	38.17	38.55	38.44	<b>38.56</b>	<b>38.56</b>
15	37.74	37.43	37.56	36.67	35.67	36.94	38.30	38.73	38.61	<b>38.90</b>	38.82
16	31.34	31.99	30.78	29.41	27.92	28.01	31.96	33.37	33.05	<b>33.87</b>	33.60
17	30.40	29.68	30.17	28.34	26.40	26.36	31.29	32.39	32.14	<b>33.05</b>	32.87
18	34.57	<b>34.71</b>	34.31	32.84	32.90	32.75	34.38	34.60	34.23	34.06	34.30
Ave	35.27	34.81	34.93	33.60	32.77	33.32	35.30	35.79	35.60	35.73	<b>35.80</b>

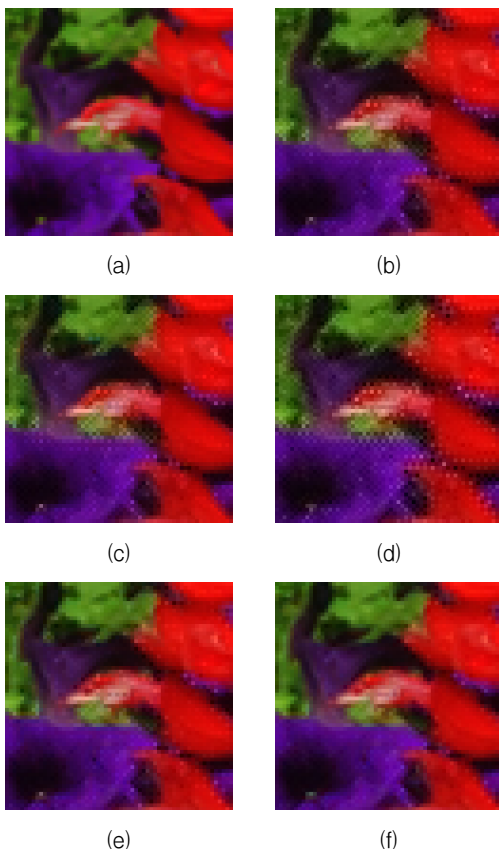


그림 8 맥매스터 16번 영상 결과

(a) 원본 영상 (b) CCA (c) NCRM (d) AP (e) HA (f) proposed method4

Fig. 8 Resulting images from McMaster images at No.16 by (a) original image (b) CCA (c) NCRM (d) AP (e) HA (f) proposed method4

### 5. 결 론

본 논문에서는 디모자이킹 실험영상으로 맥매스터 영상을 사용한 경우 높은 성능을 나타낸 HA방법의 성능을 극대화하도록 매개변수를 적용하는 고차원 HA방법을 제안하였다. 이와 함께 기존 방법의 분석을 통한 일반화를 수행하였고, 이를 통해 기존 방법에 매개변수를 이용하여 차원수를 높인 방법에 대한 필요조건을 세워 제안된 방법을 설계하였다. 실험적 결과에 따라 제안된 방법의 매개변수를 도출시켰으며, 기존 방법들과의 CPSNR을 이용한 객관적 성능평가와 영상을 통한 주관적 성능 평가를 수행하였다. 객관적 성능 평가에서는 제안된 방법들이 대체로 기존 방법들 보다 우수한 성능을 나타내었고, 주관적 성능 평가에서는 기존 방법들 보다 우수하게 영상 복원이 이루어지는 것을 확인하였다. 이러한 결과는 기존 디모자이킹 기술의 확장으로 고색감 영상 복원에 사용될 것으로 기대된다.

### 감사의 글

본 연구는 2013학년도 상명대학교 교내연구비를 지원받아 수행하였음.

### References

[1] B. E. Bayer, "Color imaginig array," US patent 3971065, 1975.  
 [2] R. Lukac, Single-sensor imaging: methods and applications for digital cameras, CRC Press, 2009.  
 [3] J. E. Adams and J. F. Hamilton Jr., "Adaptive color plane interpolation in single color electronic camera," US patent, 5506619, 1996.

- [4] J. S. Jimmy Li and S. Randhawa, "Color filter array demosaicking using high-order interpolation techniques with a weighted median filter for sharp color edge preservation," IEEE Trans. Image Process., vol. 18, no. 9, pp. 1946-1957, Sep. 2009.
- [5] D. Menon , S. Andriani and G. Calvagno, "Demosaicing with directional filtering and a posteriori decision," IEEE Trans. Image Process., vol. 16, no. 1, pp.132-141 2007.
- [6] R. Lukac, K. N. Plataniotis, D. Hatzinakos and M. Aleksic, "A novel cost effective demosaicing approach," IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 50, no. 1, pp.256-261 2004.
- [7] K.-H. Chung and Y.-H. Chan, "Color demosaicing using variance of color differences," IEEE Trans. Image Process., vol. 15, no. 10, pp.2944-2955 2006.
- [8] R. Lukac and K. N. Plataniotis, "Normalized color-ratio modeling for CFA interpolation", IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 50, no. 2, pp.737-745 2004.
- [9] B. K. Gunturk , Y. Altunbask and R. M. Mersereau, "Color plane interpolation using alternating projections," IEEE Trans. Image Process., vol. 11, no. 9, pp.997-1013 2002.
- [10] X. Li, "Demosaicing by successive approximations," IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 2, pp.267-278 2005.
- [11] A. Buades, B. Coll, J.-M. Morel and C. Sbert "Self similarity driven demosaicking," IEEE Trans. Image Process., vol. 18, no. 6, pp.1192-1202 2009.
- [12] D. Alleyson, S. Susstrunk and J. Herault, "Linear demosaicing inspired by human visual system", IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 4, pp.439-449 2005.
- [13] H. Yoo, "Analysis on the new McMaster image dataset to develop demosaicking techniques," KIICE, vol. 16, no. 2, pp.344-349 2012.
- [14] X. Li , B. Gunturk and L. Zhang "Image demosaicing: A systematic survey", Proc. SPIE, vol. 6822, pp.6822, 2008
- [15] S. W. Smith, The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing (2nd Edition), California Technical Publishing, 1999.

## 저 자 소 개



### 이 연 경 (李妍京)

2013년 상명대학교 디지털미디어학과 졸업, 2013년 3월-현재 동대학원 컴퓨터과 학과 석사과정



### 유 훈 (庾勳)

1997년 한양대학교 전자통신공학과 졸업, 1999년 동대학원 공학석사, 2003년 동대학원 전자통신공학과 공학박사, 2003~2005년 삼성전자 무선사업부 책임연구원, 2005~2008년 동서대학교 컴퓨터정보공학부 조교수, 2008~2012년 상명대학교 디지털미디어학부 조교수, 2012~현재 상명대학교 디지털미디어학부 부교수, 1997년 제3회 삼성전자 휴먼테크 논문상 대회 입상, 2005년 삼성전자 위성 DMB폰과 지상파 DMB 폰 개발 및 양산

Tel : 02-2287-5494

E-mail : hunie@smu.ac.kr