

논문 2008-45SP-3-6

# Edge 가중치를 이용한 적응적인 POCS Demosaicking 알고리즘

## ( Weighted Edge Adaptive POCS Demosaicking Algorithm )

박종수\*, 이성원\*\*

( Jong-Soo Park and Seong-Won Lee )

## 요약

최근 대부분의 보급형 CCD/CMOS 영상 센서는 크기와 비용을 줄이기 위해 한 가지 색상만 선택적으로 통과시키는 CFA (Color Filter Array)를 사용한다. 따라서 원래의 컬러 영상을 복원하기 위하여 패턴인식이나, 정규화 등을 이용한 많은 알고리즘이 제안되었으나, 지엽적인 색상오류, zipper 효과 등의 오류를 충분히 제거하지 못하고 있다. 본 논문에서는 전체 영상의 PSNR 뿐 아니라 주관적인 화질에 영향을 주는 에지 부분에서의 오류를 줄이기 위하여, 기존에 제시되었던 방법인 POCS (Projection Onto Convex Sets) 알고리즘을 기반으로 에지 가중치를 적응적으로 적용하였다. 그 결과 강한 에지 부분에서 보다 효율적인 컬러복원을 할 수 있었다.

## Abstract

Most commercial CCD/CMOS image sensors have CFA(Color Filter Array) where each pixel gathers light of a selective color to reduce the sensor size and cost. There are many algorithms proposed to reconstruct the original color image by adopting pattern recognition or regularization methods to name a few. However the resulting image still suffer from errors such as false color, zipper effect. In this paper we propose an adaptive edge weight demosaicking algorithm that is based on POCS(Projection Onto Convex Sets) not only to improve the entire image's PSNR but also to reduce the edge region's errors that affect subjective image quality. As a result, the proposed algorithm reconstruct better quality images especially at the edge region.

**Keywords :** demosaicking, interpolation, pocs, edge, wavelet

## I. 서론

최근 디지털 영상 관련 기술의 발전으로 대용량의 CCD/CMOS 영상 센서를 이용하여 영상을 획득하는 디지털 카메라 등의 사용이 일반화 되고 있다.

CCD/CMOS 센서의 각 화소는 빛의 광량만을 추적하기 때문에, 색상을 인식하기 위하여 각 화소마다 R, G, 그리고 B 채널의 밝기 값이 필요하게 된다.

센서의 크기와 전체 비용을 줄이기 위해, 전체 영상

의 크기의 각 채널에 대한 3개의 영상 센서를 사용하는 대신에, (R/G/B) 세 가지 색상 중 한 가지 색만 선택적으로 통과시키기 위한 CFA(Color Filter Array)가 사용되었다.

CFA에 의해 획득한 영상을 사용하여 전체 컬러 영상을 복원할 때, 채널들 간에 발생하는 Aliasing 현상을 최소화 하기 위해 여러 가지 패턴들이 제안 되었다.

그 중 많이 사용되는 패턴은 격자형식으로 이루어진 Bayer Pattern<sup>[1]</sup>으로써 그림 1과 같은 구성을 갖는다. Bayer Pattern은 G 채널이 R/B 채널보다 2배 많이 샘플링 되어 있으며, 이는 HVS(Human Visual System)<sup>[2]</sup>에 따른 것으로써, 인간의 시각이 Luminance 성분이 많은 G채널의 변화에 더 민감하다는 특성을 반영하기

\* 학생회원, \*\* 정회원, 광운대학교 컴퓨터공학과  
(Dept. of Computer Eng., Kwangwoon Univ.)

※ 본 연구는 서울시 산학연 협력사업과 2006년도 광운대학교 교내 학술연구비 지원에 의해 연구되었음  
접수일자: 2007년12월13일, 수정완료일: 2008년4월14일

G <sub>00</sub>	R <sub>01</sub>	G <sub>02</sub>	R <sub>03</sub>	G <sub>04</sub>	R <sub>05</sub>
B <sub>10</sub>	G <sub>11</sub>	B <sub>12</sub>	G <sub>13</sub>	B <sub>14</sub>	G <sub>15</sub>
G <sub>20</sub>	R <sub>21</sub>	G <sub>22</sub>	R <sub>23</sub>	G <sub>24</sub>	R <sub>25</sub>
B <sub>30</sub>	G <sub>31</sub>	B <sub>32</sub>	G <sub>33</sub>	B <sub>34</sub>	G <sub>35</sub>
G <sub>40</sub>	R <sub>41</sub>	G <sub>42</sub>	R <sub>43</sub>	G <sub>44</sub>	R <sub>45</sub>
B <sub>50</sub>	G <sub>51</sub>	B <sub>52</sub>	G <sub>53</sub>	B <sub>54</sub>	G <sub>55</sub>

그림 1. Bayer 패턴  
Fig. 1. Bayer Pattern.

위해서 이다. CFA에 의해 샘플링 된 단색 패턴 영상을 원래의 3색 컬러 영상으로 복원하기 위해 각 채널의 화소값을 보간하는 방법을 Color Interpolation 또는 Demosaicking 이라 한다.

보다 좋은 화질의 컬러 영상을 얻기 위하여 많은 Demosaicking 방법들이 제안되었다. 이는 이웃한 화소들의 값을 이용하여 영상의 내용을 파악하고 이를 이용하는 Contents Adaptive Interpolation<sup>[3~5]</sup> 방법과 컬러 채널들 사이의 상관관계와 이를 이용한 수식을 통해 정규화하는 방법인 Restoration<sup>[6~8]</sup> 방법으로 분류 할 수 있다. 최근에는 이 두 가지 방법을 같이 사용하는 Hybrid Interpolation<sup>[9~10]</sup> 방법들도 제안되고 있다. 이와 같은 Demosaicking 방법들은 PSNR의 증가와 같이 전체적인 영상의 화질개선에서 좋은 성능을 보여주지만, 영상 센서의 CFA에서 누락된 화소의 완전한 복원을 이룰 수 없기 때문에, 원 영상에서는 볼 수 없는 False Color 와 Zipper Effect 와 같은 왜곡현상이 발생하여 주관적인 화질저하의 요인이 된다.

기존에 제시되었던 Demosaicking 방법 중 PSNR 성능이 가장 좋은 알고리즘 중의 하나인 POCS (Projection Onto Convex Sets)<sup>[8]</sup> 방법은 컬러 채널 간 고주파 영역에서의 상관성이 높은 특성을 이용하여 영상을 서브밴드 주파수 영역으로 분리한 뒤, 컬러 채널들 간의 투영을 통해 왜곡을 보정하는 방법이다. POCS는 전체 영상의 PSNR 향상에서 좋은 성능을 보이고 있지만, 에지가 강한 부분에서는 여전히 왜곡이 발생하는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 POCS 방법과 함께 강한 에지에 대하여 에지의 강도에 따라 가중치를 달리 적용하여 에지를 보존하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘 테스트용으로 많이 사용되는 Kodak Lossless True Color Image Suite[그림2]<sup>[11]</sup>



그림 2. 16개의 실험 영상들  
Fig. 2. Test images.

영상을 대상으로 한 실험을 통하여 PSNR 값을 측정하여 POCS 보다 원본 영상에 근접한 복원을 하는 것을 객관적으로 확인 할 수 있었다. 또한 에지 영역의 detail 부분을 비교함으로써, 주관적으로 성능을 확인할 수 있었다.

II 절에서는 기존의 Demosaicking 알고리즘 및 제안 알고리즘에 필요한 기본 지식에 대해 소개하였고, III 절에서는 제안한 알고리즘을 구체적으로 제시하였다. IV 절에서는 제안한 방식의 성능 개선을 기존 기법들과의 비교 실험을 통해 확인하며, V 절에서 결론을 맺었다.

## II. 기존 관련 연구

### 1. 기존의 Demosaicking 알고리즘

최근에 제시되었던 Demosaicking 방법들은 이웃 화소들을 이용하여 영상의 특성을 파악하여 보간 하는 방법인 Contents Adaptive Interpolation, 채널들 간의 상관관계 특성을 이용하여 수식을 통해 영상을 보간 하는 Restoration 방법, 두 가지 방법을 동시에 사용하는 Hybrid Interpolation 방법으로 구분 할 수 있다.

#### 가. Contents Adaptive Interpolation

가장 기본적인 방법으로써, 이웃 화소 값들을 평균하여 보간하는 방법인 Bilinear Interpolation 방법이 있다. Bilinear Interpolation은 계산 량이 적고 구현하기 쉬운 장점이 있지만, 에지와 같은 화소 값의 변화가 큰 영역에서는 영상의 왜곡이 발생하는 단점이 있다. Freeman<sup>[3]</sup>은 발생하는 왜곡현상을 줄이기 위해 Bilinear Interpolation 결과에 Median Filter를 사용하여 왜곡을 보정하였다.

반면에 Hamilton<sup>[4]</sup>은 영상의 특성을 반영하는 방법을

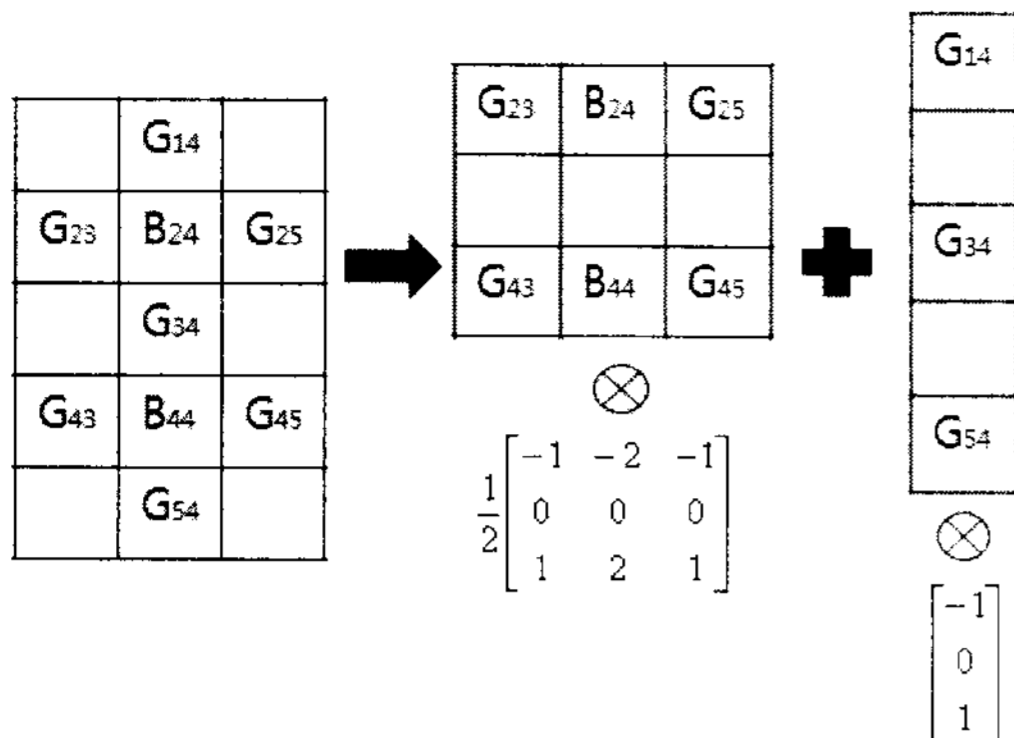


그림 3. Lu & Tan의 에지 필터  
Fig. 3. Lu & Tan's edge filter.

사용하였다. 각 화소에서 이웃 화소 간에 수직, 수평 방향의 크기를 구한 다음, 크기를 비교하여, 크기가 작은 방향으로 보간하여 왜곡현상을 줄였다.

Lu & Tan<sup>[5]</sup>은 이웃 픽셀들 간의 에지특성을 반영하기 위해, 4가지 방향에서의 에지 가중치를 구하여, 에지의 강도에 따라 가중치를 달리 하였다. 그림 3은 G34의 에지 가중치(a34)를 구하기 위해 에지필터를 사용한 그림이다.

$$G = \frac{a_{LEFT} \tilde{G}_{LEFT} + a_{RIGHT} \tilde{G}_{RIGHT} + a_{UP} \tilde{G}_{UP} + a_{DOWN} \tilde{G}_{DOWN}}{a_{LEFT} + a_{RIGHT} + a_{UP} + a_{DOWN}} \quad (1)$$

식 (1)은 4가지 방향의 가중치를 적용하여 G 픽셀을 복원하는 식이다. 식과 같이 가중치를 구하는 과정에서 계산량이 많아지는 단점이 있는 반면에, 다양한 방향의 에지 특성에 효율적으로 적용 할 수 있다.

#### 나. Restoration Interpolation

이웃한 채널들 간에는 서로 비슷한 영상 특성을 가지게 된다. 이를 상관성이 높다고 부르며, 채널간의 상관성을 이용하여 영상의 보간을 할 수 있다. Cok<sup>[6]</sup>는 채널간의 비율(R/G, B/G)이 이웃채널들 간에 일정한 값을 갖는 특성을 이용하여 영상을 복원하였다. 반면에 Xin-Li<sup>[7]</sup>는 채널간의 차이값 (R-G, B-G) 간의 상관성을 이용하여 영상의 보간을 해 주었다. 또한 Gunturk<sup>[8]</sup>는 POCS 방법을 이용하여 영상을 복원하였다. POCS는 서브밴드 주파수 영역으로 영상을 분해한 뒤, 고주파 영역에서 상관성이 높은 특성을 이용하여 상호 채널들 간의 투영을 통해 영상을 복원하는 방법이다.

#### 다. Hybrid Interpolation

Ron Kimmel<sup>[9]</sup>은 이웃 채널들 간의 크기를 구하여

에지 가중치를 결정하고, 채널간의 비율 상관성을 이용해 영상을 복원 하는 방법을 사용하였다. Wang<sup>[10]</sup>도 Ron Kimmel이 제시한 방법의 에지 가중치를 기반으로 하였지만, 이웃 채널들 간의 크기를 비교하여 방향성을 결정한 뒤 에지 방향으로 복원되는 것을 방지함으로써, 왜곡을 줄일 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법도 이와 같은 범주에 속한다. 주파수 영역에서 복원 하는 방법인 POCS 방법을 기반으로, 에지 가중치를 추가하여 강한 에지에서도 좋은 성능을 낼 수 있도록 구성하였다.

#### 2. 제안 알고리즘의 필터뱅크

본 논문에서 사용한 필터뱅크는 POCS에서 제안한 필터뱅크와 동일하며 각 필터뱅크의 필터 계수는 표 1과 같다.

그림 4는 Door 영상에 필터뱅크를 적용하여 4 가지 서브밴드 영역으로 분해한 영상이다. 각 영역은 HPF 적용 방향에 따라 방향성을 가지게 된다. (b)는 수평 방향으로 HPF를, 수직 방향으로 LPF를 적용함으로써, 수평 방향 디테일 계수를 가지게 되며, 그림의 (c)는 수직 방향으로 HPF를, 수평 방향으로 LPF를 적용함으로써,

표 1. 필터뱅크 계수

Table 1. Filterbank Coefficient.

	HighPassFilter	LowPassFilter
Analysis	H1(z)	H0(z)
FilterBank H(z)	= [1,-2,1]/4	= [1,2,1]/4
Synthesis	G1(z)	G0(z)
FilterBank G(z)	= [1,2,-6,2,1]/8	= [-1,2,6,2,-1]/8

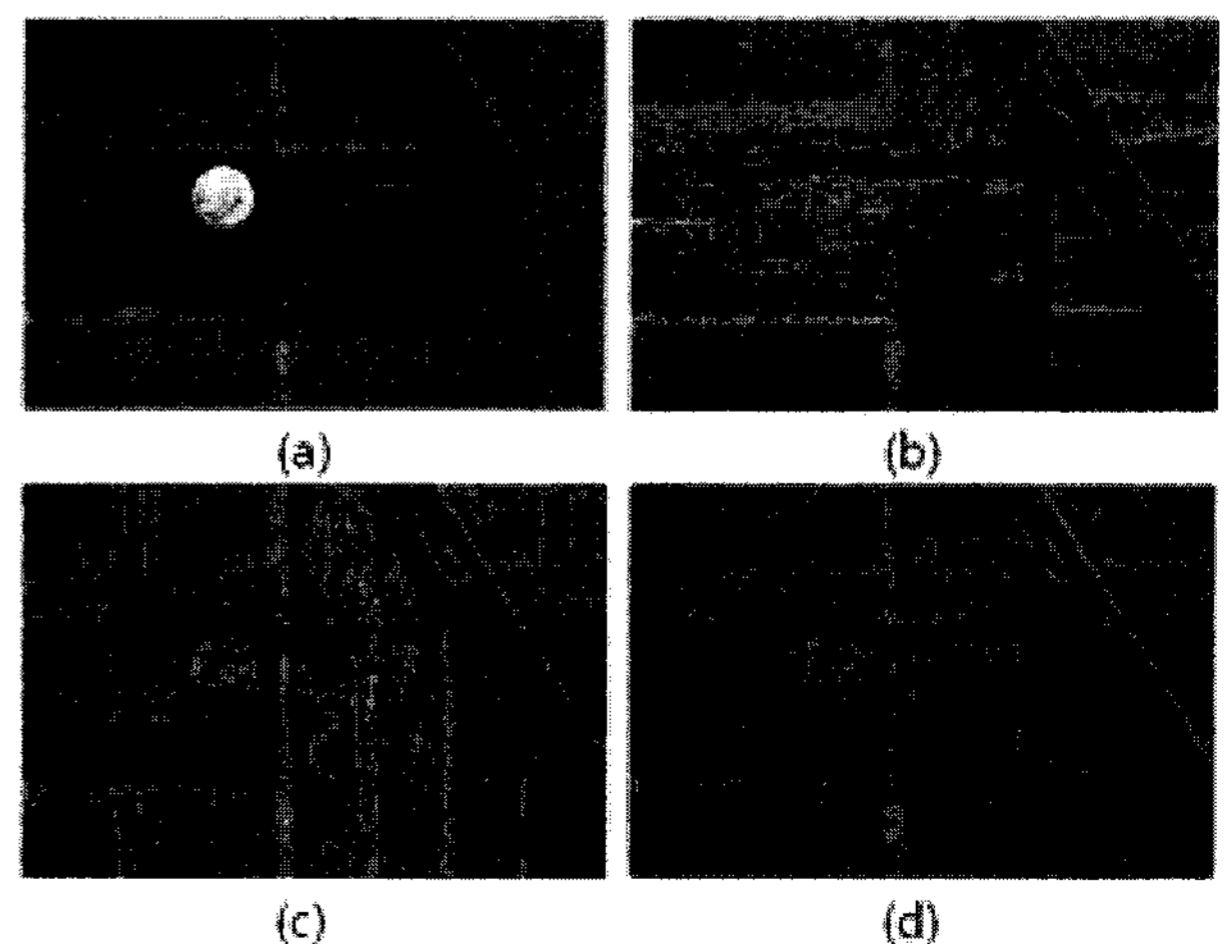


그림 4. 서브밴드 주파수 영상

Fig. 4. Subband Frequency Image.

(a) LpLp (b) LpHp (c) HpLp (d) HpHp

수직 방향 디테일 계수를 가지게 된다. 또한 그림의 (d)는 수평, 수직 모두 HPF를 적용하여 대각선 방향의 디테일 계수를 가진다. (a)는 수평, 수직 모두 LPF를 적용함으로써, 원 영상의 특성과 유사한 스케일 계수를 가진다. (a), (b), (c), 그리고 (d)는 필터 적용 순서에 따라 LpLp, LpHp, HpLp, 그리고 HpHp로 표시하였다.

### 3. 고주파 영역에서의 상관관계

일반적으로 쉽게 볼 수 있는 영상들은 이웃 컬러 채널들간의 상관성에 의해 서로 동일한 영상 특성을 가지고 있다. 채널들 간의 상관성은 주파수 영역에서도 동일하게 적용된다. 상관성을 알 수 있는 상관계수  $C(x,y)$ 는 식 (2)를 통해 구할 수 있다.

$$C(x,y) = \frac{\sum_{(n1,n2)}(x(n1,n2) - \mu_x)(y(n1,n2) - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{(n1,n2)}(x(n1,n2) - \mu_x)^2} \sqrt{\sum_{(n1,n2)}(y(n1,n2) - \mu_y)^2}} \quad (2)$$

식 (2)는 서브밴드 주파수 영역에서 채널들 간의 상관성을 구하는 식으로써,  $\mu_x$ 와  $\mu_y$ 는 각 채널의 평균 값이다. 0 ~ 1 범위로 표현 되는 상관계수  $C(x,y)$ 는 상관성이 높을수록 1에 가까운 값을 보인다.

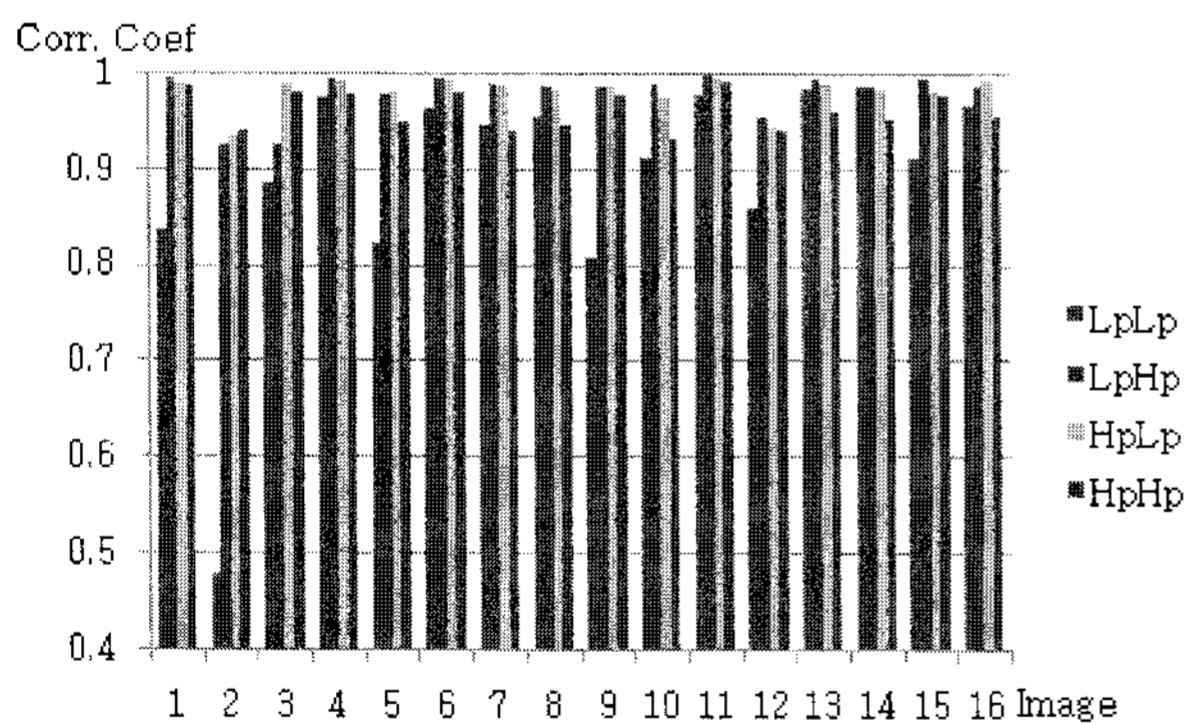


그림 5. G 와 R 채널의 상관관계 계수  
Fig. 5. Correlation Coefficient in G and R channel.

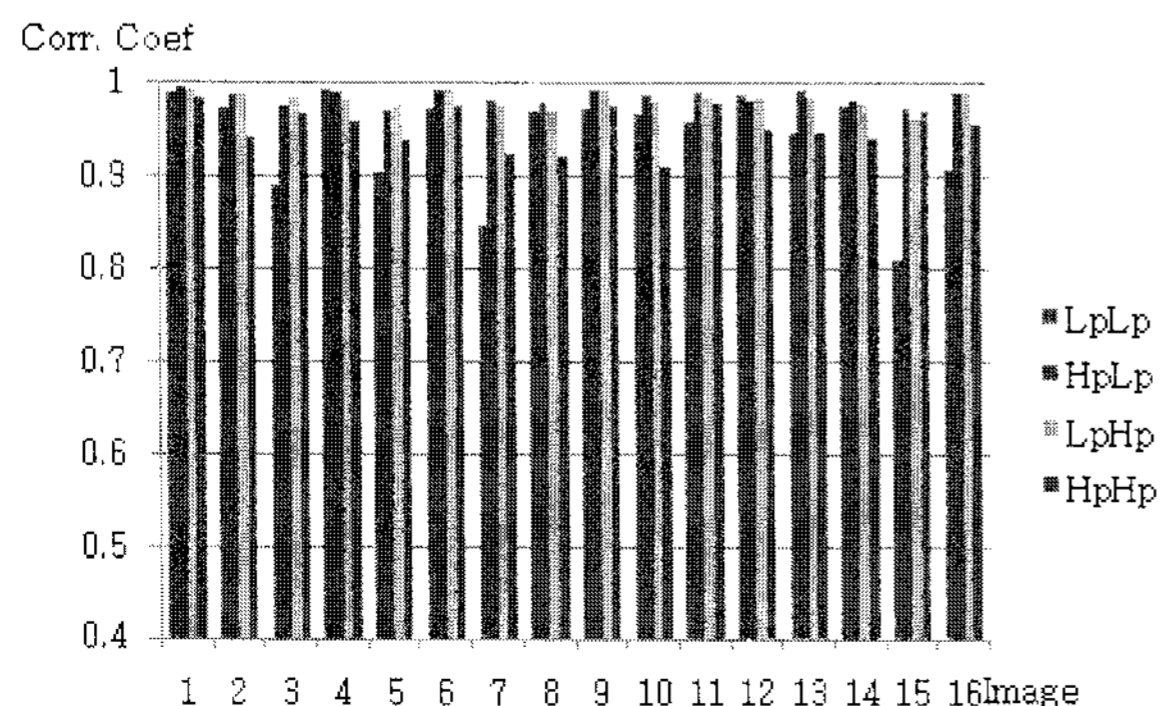


그림 6. G 와 B 채널의 상관관계 계수  
Fig. 6. Correlation Coefficient in G and B channel.

그림 5와 6은 16개 실험 영상의 서브밴드 주파수 영역에서 채널들 간의 상관계수  $C(x,y)$  값을 그래프로 표현한 그림이다. 그림 5는 G채널과 R채널간의 상관계수 값이고, 그림 6은 G채널과 B채널간의 상관계수 값이다. 서브밴드 주파수 영역에서 HPF를 적용시킨 영역(HpLp, LpHp, HpHp)들은 상관계수의 값이 1에 가깝다는 것을 알 수 있다. 이것은 HPF에 의해 고주파 특성을 가진 채널들 간에는 서로 상관성이 높다는 것을 보여준다. 반면 HPF를 적용 안 한 LPLP 영역도 상관성이 높은 편이지만, HPF를 적용한 영역보다는 상대적으로 상관성이 낮음을 알 수 있다.

### III. 제안 알고리즘

제안한 알고리즘의 전체 순서는 그림 7과 같다. CFA에 의해 샘플링 된 단색 컬러 영상을 Initial Interpolation을 이용해 3 색 컬러 영상으로 복원 하고, 동시에 CFA 영상을 이용해 에지 가중치를 구한다. 복원된 3색 컬러 영상에서, G 채널을 업데이트 한 뒤, POCS와 제안 알고리즘을 함께 사용하여 R/B 채널을 업데이트 한다. 실험을 통해 최적의 반복 횟수를 정하여, R/B 채널 업데이트를 반복수행 한다.

#### 1. Initial Interpolation

POCS를 적용하기 위해서는 초기 복원을 통해 단색 컬러 영상을 3색 컬러 영상으로 복원해야 한다. 기존 POCS에서 사용된 방법인 Bilinear Interpolation은 계산량이 많지 않고, 구현이 쉬운 장점이 있는 반면에, 영상의 특징을 고려하지 않기 때문에, 에지와 같은 화소값의 변화가 심한 영역에서는 왜곡이 발생하게 되고, 원 영상에는 없는 새로운 가짜 에지 특성을 가지게 된다. 그래서 에지 가중치를 적용하는 과정에서 가짜 에지에도 가중치를 적용하게 되어 오히려 결과가 나쁘게 나올 수 있다. 따라서 제안 알고리즘에서는 에지를 잘 보존할 수 있는 Lu & Tan<sup>[5]</sup> 방법을 사용하였으며, POCS와 제안 알고리즘을 적용할 경우, Bilinear Interpolation을 사용하는 것보다 더 좋은 성능을 보였다.

#### 2. Edge Weight Calculation

본 논문에서는 주위 픽셀들 간의 에지 가중치를 구하기 위해 Ron Kimmel이 제안한 방법을 사용하였다. Ron Kimmel이 제안한 에지 가중치  $a$ 는 식 (3)과 같이 두 픽셀간의 차이 값을 픽셀간의 거리로 나눈 값으로



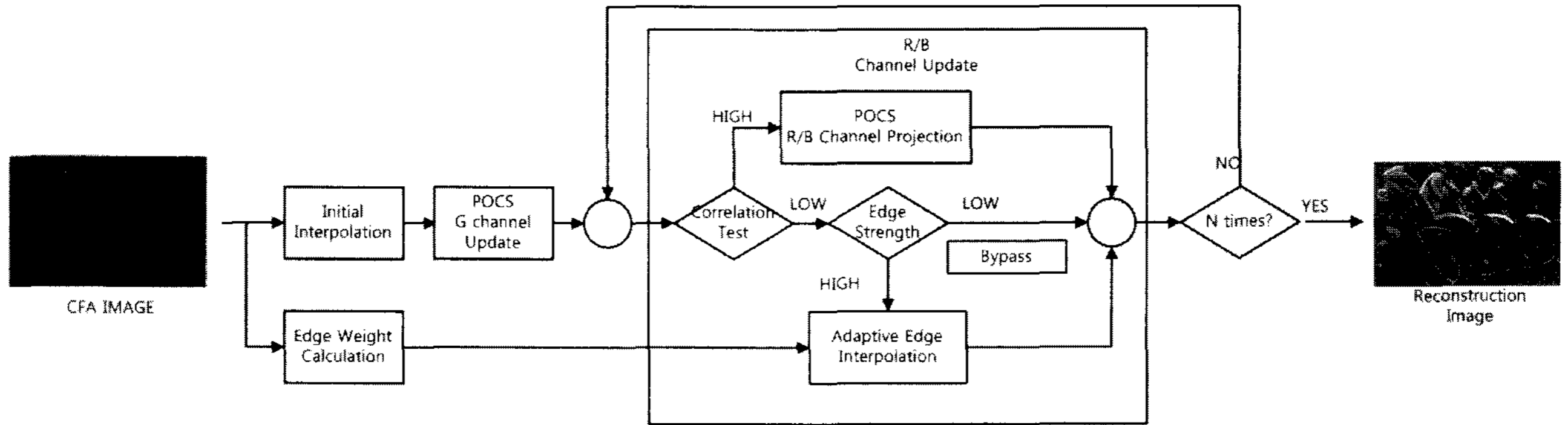


그림 7. 제안 알고리즘의 블록선도

Fig. 7. Block Diagram of Propose Algorithm.

써, 감소함수  $f(x)$ 를 통해 구할 수 있다.

$$D_x G_i = \frac{G_{x+1} - G_{x-1}}{\Delta x} \quad f(D_x G_i) = (1 + (D_x G_i)^2)^{-\frac{1}{2}} \quad (3)$$

기존의 가중치를 구하는 과정에서는 제곱근을 사용하였기 때문에 계산량이 많은 단점이 있다. 그래서 본 논문에서는 제곱근 대신 절대값 만을 사용하여 계산량을 줄였다. 식 (4) ~ (7)는 그림1의 R23에 위치한 픽셀의 상 하 좌 우 방향의 에지 가중치 ( $\alpha_{13}, \alpha_{33}, \alpha_{22}, \alpha_{24}$ )를 구하는 식이다. 대각선 방향의 에지 가중치 또한 동일한 방법으로 구할 수 있다. 에지가중치의 신뢰성을 높이기 위해, CFA에 의해 샘플링 된 원 영상의 화소값을 사용하였다.

$$\alpha_{13} = \left( 1 + \left| \frac{R23 - R03}{2} \right| + \left| \frac{G13 - G33}{2} \right| \right)^{-1} \quad (4)$$

$$\alpha_{33} = \left( 1 + \left| \frac{R23 - R43}{2} \right| + \left| \frac{G13 - G33}{2} \right| \right)^{-1} \quad (5)$$

$$\alpha_{22} = \left( 1 + \left| \frac{R21 - R23}{2} \right| + \left| \frac{G22 - G24}{2} \right| \right)^{-1} \quad (6)$$

$$\alpha_{24} = \left( 1 + \left| \frac{R25 - R23}{2} \right| + \left| \frac{G22 - G24}{2} \right| \right)^{-1} \quad (7)$$

### 3. G Plane Update

기존의 POCS와 동일한 방법을 사용한다. CFA에 의해 샘플링된 R,B 채널과, 동일한 위치의 보간된 G채널을 POCS 필터를 이용하여 서브밴드 주파수 영역으로 변환한다. 그 다음 고주파 영역의 G 채널을 상관성을 판단 할 수 있는 임계값을 이용하여 투영한다. 투영 할

때 고주파 영역의 R/B 채널 디테일 계수를 이용하여 G 채널의 디테일 계수를 업데이트 한다.

### 4. R/B Plane Update

그림 7의 블록선도에서 R/B 채널 업데이트 과정을 알 수 있다. G채널 업데이트 후의 R,G,B 영상 채널을 POCS 필터를 이용하여 서브밴드 주파수 영역으로 변환한다. 변환된 R,B 채널의 주파수 영역들은 G 채널과의 상관성을 판단하여, 상관성이 높을 경우 POCS를 사용하고, 이외의 경우에는 제안 알고리즘을 수행하는 두 알고리즘 사이의 OR 연산을 하였다.

#### 가. POCS

고주파 영역의 R/B 채널을 상관성을 판단 할 수 있는 임계값(Th)를 이용하여 투영한다. R채널과 G채널, B 채널과 G채널의 디테일 계수간의 차이값 (Res\_R, Res\_B)이 0에 가까울수록 채널들 간의 상관성은 높아진다. 임계값은 (Th = 0)으로 정했다.

#### 나. Adaptive Edge Interpolation

상관성이 상대적으로 낮은 영역에서는 강한 에지 영역에서만 에지 가중치를 적용하고, 에지 강도가 낮은 영역은 기존 값을 사용하였다. 에지의 강도를 판단하기 위해 수직, 수평, 대각선 방향으로 가우시안 필터를 이용하여 구할 수 있다. 식 (8)~(10)은 그림1의 R23 위치에서 각 방향에서의 에지 강도를 구하는 식으로 원 영상의 정보를 가지고 있는 LpLp 영역의 스케일 계수를 사용하였다.

$$VD23 = |LpLp13 + LpLp33 - 2 \times LpLp23| \quad (8)$$

$$HD23 = |LpLp22 + LpLp24 - 2 \times LpLp23| \quad (9)$$

$$DD23 = (|LpLp13 + LpLp33 - 2 \times LpLp23| + |LpLp22 + LpLp24 - 2 \times LpLp23|) / 2 \quad (10)$$

그림 4와 같이 서브밴드 주파수 영역으로 분해된 영역은 필터 적용 순서에 따라 방향성을 가지고 있기 때문에 방향성에 맞추어 에지 가중치를 적용 할 수 있다면 불필요한 계산량을 줄일 수 있다. (b)의 LpHp는 수평방향의 디테일 계수를 가지고 있기 때문에, 좌, 우 방향으로 에지 가중치를 적용 시키고, (c)의 HpLp는 수직방향의 디테일 계수를 가지고 있기 때문에, 위·아래 방향으로 에지 가중치를 적용 시킨다. (d)의 HpHp는 대각선 방향의 에지 가중치를 적용시킨다. 식 (11)~(14)는 그림 1의 R23위치에서 가중치를 적용하여 서브밴드 주파수 영역(HpLp, LpHp, HpHp)의 B23 디테일 계수를 업데이트 하는 과정이다. B23 - G23을 K23이라 정의하고, B23에 대해 정리한다.

$$K23 = B23 - G23 \rightarrow B23 = G23 + K23 \quad (11)$$

그림 5, 6을 통해 고주파 영역에서는 상호 채널들 간에 높은 상관성을 가지고 있다는 것을 알았다. 따라서 고주파 영역에서도 식(11)을 통해 식(12)와 같이 정의할 수 있다.

$$K_{HL}23 = B_{HL}23 - G_{HL}23 \rightarrow B_{HL}23 = G_{HL}23 + K_{HL}23 \quad (12)$$

참고 논문 [7]을 통해 일반적인 영상에서 한 픽셀은 이웃한 픽셀과 상관성이 높다는 것을 알 수 있다. 따라서 대부분의 픽셀들은 이웃한 픽셀과의 픽셀 값의 변화가 크지 않다고 가정 할 수 있다. 본 논문에서도 마찬가지로 K23과 이웃한 채널인 K24, K44, K35, K33 값들의 변화가 K23과 비교해 크게 변하지 않는다고 가정할 수 있고, 이웃 채널의 K값들에 에지 가중치를 적용하여 K23을 업데이트 할 수 있다. 그리고 식(12)를 통해 B23을 업데이트 할 수 있다. 식(13), 식(14), 식(15)는 방향성을 고려하여, 각 서브밴드 영역에 에지 가중치를 적용한 식이다.

$$B_{HL}23 = G_{HL}23 + \frac{K_{HL}13 \times \alpha_{13} + K_{HL}33 \times \alpha_{33}}{\alpha_{13} + \alpha_{33}} \quad (13)$$

$$B_{LH}23 = G_{LH}23 + \frac{K_{LH}22 \times \alpha_{22} + K_{LH}24 \times \alpha_{24}}{\alpha_{22} + \alpha_{24}} \quad (14)$$

$$B_{HH}23 = G_{HH}23 + \frac{\sum_{ij=13,33,22,24} (K_{HH} \times \alpha)_{ij}}{\alpha_{13} + \alpha_{33} + \alpha_{22} + \alpha_{24}} \quad (15)$$

### 5. Iterative R/B Channel Update

실험을 통해 최적의 반복횟수를 결정하고, R/B Channel Update를 반복 수행하여, 전체 영상의 화질을 향상 시킨다.

## IV. 실험 결과

알고리즘의 성능을 테스트 하기 위해 본 논문에서는 객관적 지표로써, 영상의 PSNR 그리고 강한 에지에서 원 영상과의 에러 발생 횟수에 대해 실험 하였다. 주관적인 지표로써는 에지 영역에서 영상의 왜곡부분을 비교함으로써 에지 영역에서의 성능향상을 살펴보았다. 실험 영상으로는 Kodak Lossless True Color Image Suite[그림 2]에서 제공하는 16개의 영상을 실험 영상으로 사용하였다.

### 1. 실험 제한 요소

그림 8은 16개 샘플 영상의 알고리즘 반복 횟수에 따른 제안 알고리즘의 PSNR 변화 그래프이다. 16개의 영상마다 차이점이 있지만, 대부분의 영상이 3번 반복할 경우 가장 좋은 성능을 유지하는 반면, 4번 이상 반복할 경우에는 수렴하게 되어 결과 값이 유지되거나, 과도한 에지 판단으로 인해 성능이 떨어질 경우도 생긴다. 그래서 본 논문에서는 실험과정에서 3회 알고리즘 반복을 실시하여 결과 값을 비교하였다.

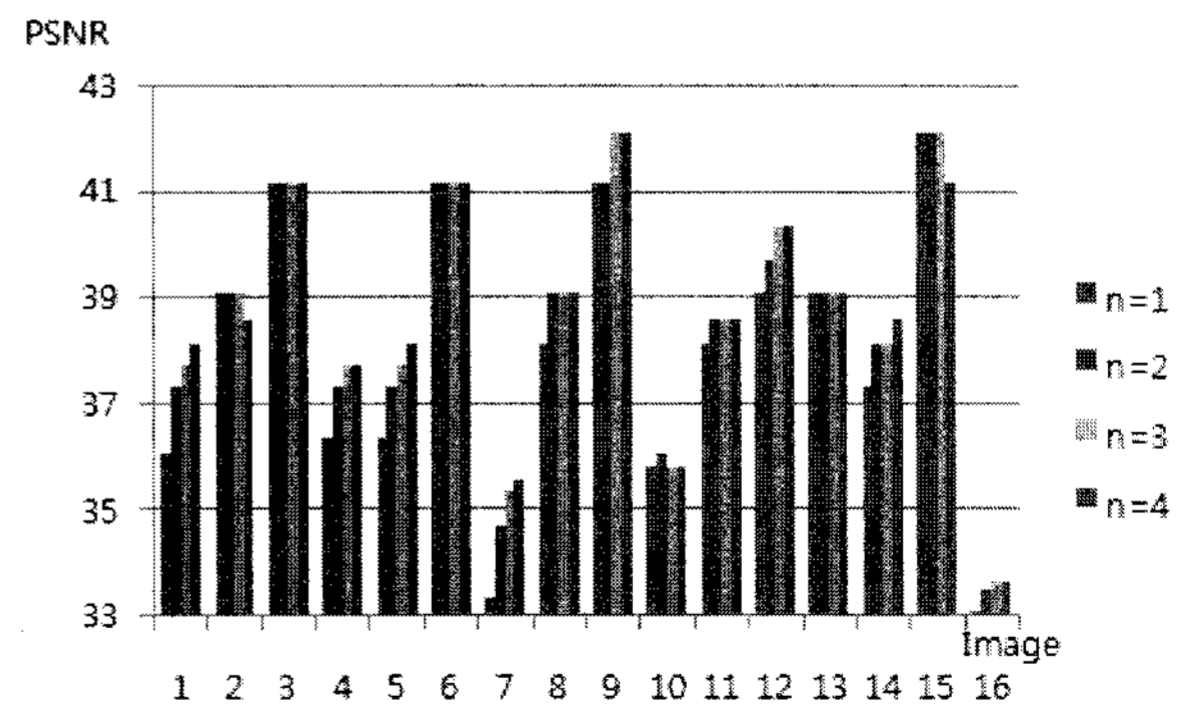


그림 8. 알고리즘 반복 횟수에 따른 PSNR 결과  
Fig. 8. PSNR Result by Algorithm iteration number.

### 2. 실험 결과

그림 9는 16개의 영상에 대한 에지 임계값에 따른 에지의 개수를 나타낸 그래프이다. 임계값(th)를 10으로 할 경우에는 Adaptive Edge Interpolation을 많이 적용할 수 있는 장점이 있지만, 에지의 강도가 낮고, 알고리

즘을 적용하는 횟수가 많아지기 때문에 계산량이 증가하는 단점이 있다. 반면에 임계값(th)을 30으로 할 경우에는 에지의 강도가 높은 경우에는 알고리즘을 적용하게 되어 좋은 성능을 보일 수 있지만, 알고리즘 적용 횟수가 적기 때문에 전체적으로 성능이 떨어지는 단점이 있다. 그래서 본 논문에서는 임계값(th)을 20으로 하여

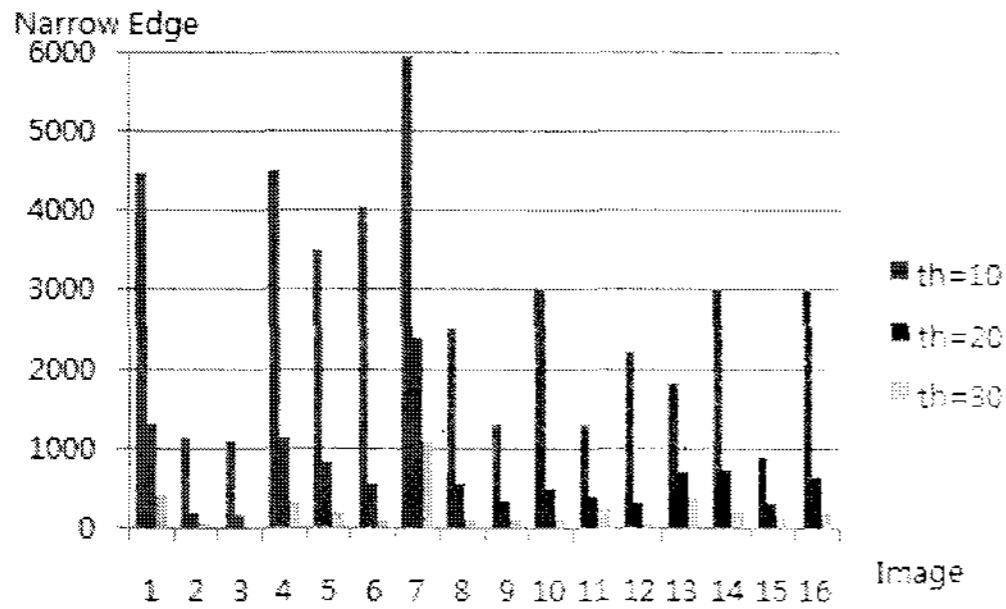


그림 9. 에지 임계값에 의한 강한 에지 개수  
Fig. 9. strong edge number by edge threshold.

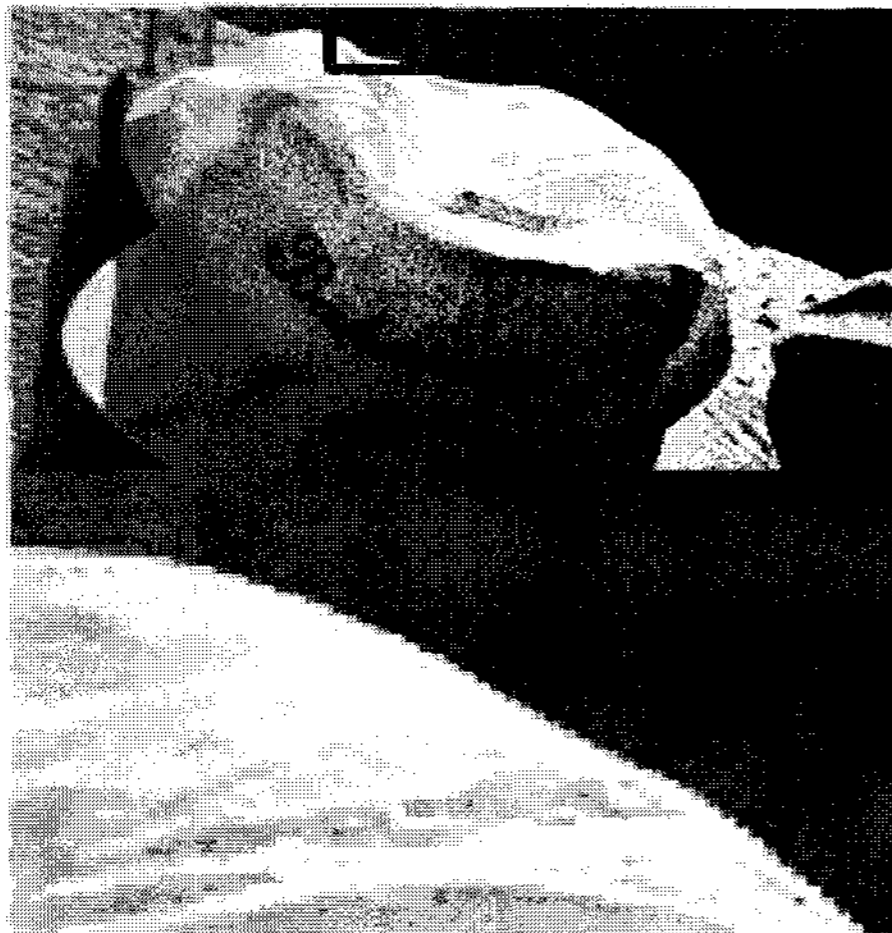


그림 10. 강한 에지 영역 영상  
Fig. 10. strong edge region Image.

강한 에지 정도와 알고리즘 적용 횟수를 만족 시켰다.

POCS 방법은 전체적인 PSNR 부분에서 좋은 성능을 보이지만 에지가 강한 영역에서는 왜곡이 여전히 존재한다. 그림 10은 Caps 영상에 POCS 방법을 적용한 결과로써, 빨간 네모 부분과 같은 에지가 강한 부분에서 Zipper Effect와 같은 왜곡현상이 남아 있는 것을 확인할 수 있다. 그림 11은 POCS와 제안 알고리즘을 적용한 영상에서 에지의 강도가 20이상일 경우 원 영상과의 에러크기가 10 이상인 에러의 개수를 나타낸 그래프이다. 복원 영상과 원 영상과의 에러가 발생하는 화소의 위치에서 강한 에지의 개수를 비교함으로써 강한 에지에서 성능향상을 판단 할 수 있다. 제안 알고리즘이 POCS에 비해 강한 에지에서 에러의 개수가 줄어든 것을 확인할 수 있다.

그림 12은 주관적인 지표로써, 각 알고리즘의 에지 영역의 세부 영상을 비교하였다.. (b) bilinear와 (c) Lu& Tan의 영상의 경우 Zipper Effect 현상 및 에일리

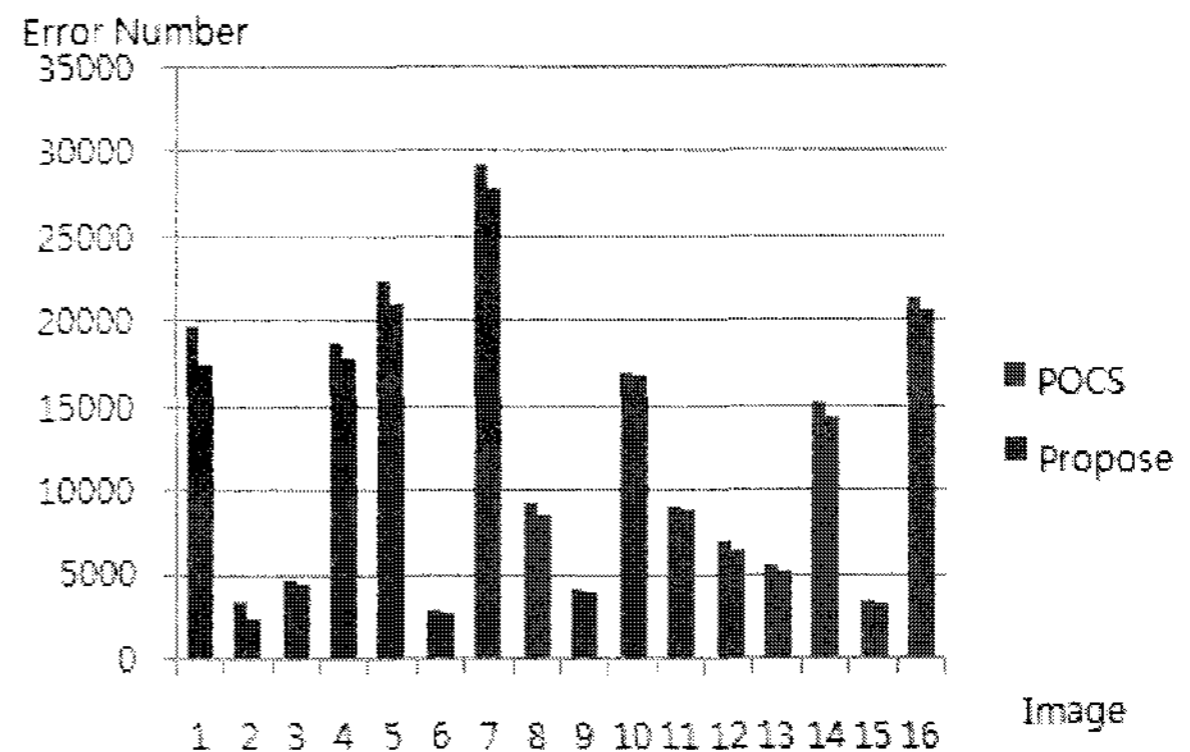


그림 11. 강한 에지에서 에러의 개수  
(Error 크기 = 10, 에지 강도 = 20)  
Fig. 11. Error number at strong edge.  
(Error Threshold = 10, Edge Strength = 20)

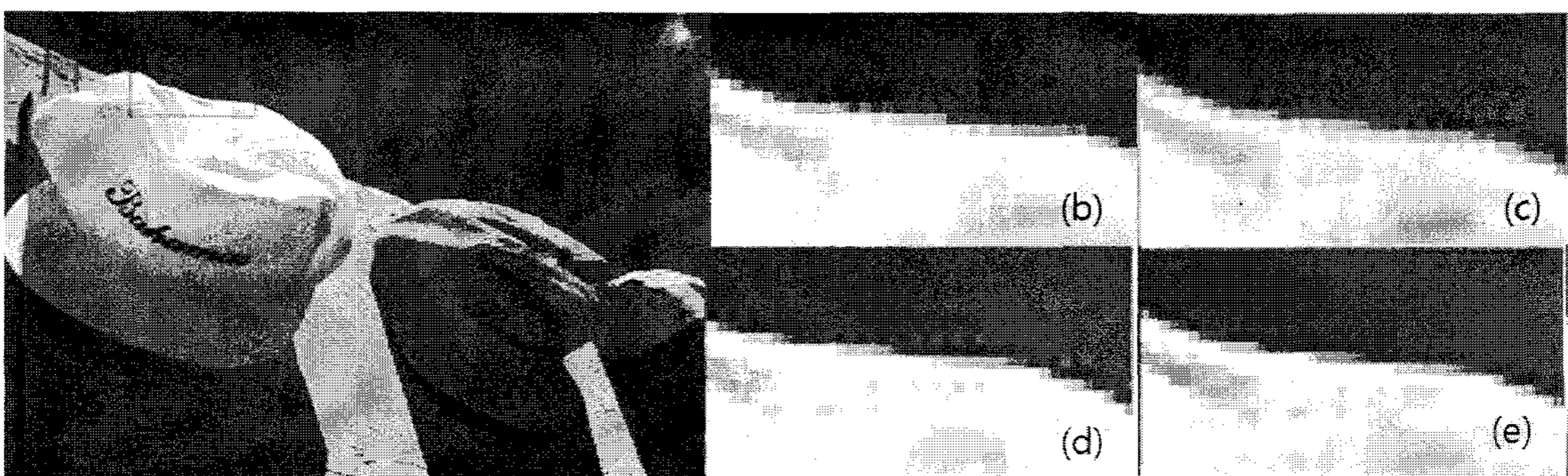
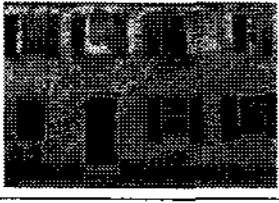

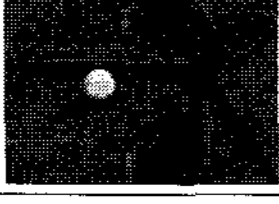
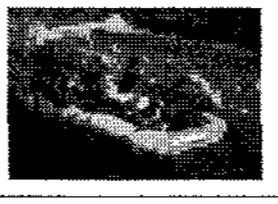














그림 12. 에지 영역 비교 영상  
Fig. 12. Compare image in Edge region.  
(a) original. (b) bilinear (c) Lu&Tan (d) POCS (e) propose



표 2. PSNR 결과  
Table 2. PSNR Result.

No	Image	Ch	Lu&Tan	POCS	Propose	No	Image	Ch	Lu&Tan	POCS	Propose
1		R	30.88	36.55	36.66	9		R	37.71	40.09	40.34
		G	37.71	41.14	41.14			G	45.12	45.12	45.12
		B	30.64	36.57	36.99			B	36.99	40.45	41.14
2		R	35.12	35.70	35.82	10		R	32.44	33.31	33.35
		G	43.35	43.35	43.35			G	40.34	38.58	38.58
		B	36.99	40.21	40.34			B	33.50	37.44	37.71
3		R	38.13	39.36	39.67	11		R	34.70	35.64	35.82
		G	45.12	43.35	43.35			G	42.11	42.11	42.11
		B	37.33	40.96	41.14			B	36.08	39.35	39.37
4		R	32.00	36.11	36.36	12		R	34.90	38.00	38.13
		G	39.67	39.67	39.67			G	42.11	45.12	45.12
		B	31.50	37.10	37.33			B	35.57	39.71	40.34
5		R	32.00	36.10	36.36	13		R	32.44	36.94	36.99
		G	39.09	42.11	42.11			G	40.34	42.11	42.11
		B	31.89	36.74	36.99			B	32.94	38.14	38.58
6		R	38.13	39.57	39.67	14		R	35.82	37.29	37.33
		G	42.12	43.35	43.35			G	42.11	43.35	43.35
		B	38.13	41.30	42.11			B	35.57	38.78	39.09
7		R	28.63	33.70	33.81	15		R	34.15	35.84	36.08
		G	36.36	38.82	39.09			G	40.34	39.67	39.67
		B	28.35	34.39	34.51			B	34.15	37.16	37.33
8		R	33.35	36.75	36.99	16		R	39.67	39.78	40.34
		G	40.34	43.35	43.35			G	45.12	43.35	43.35
		B	33.81	39.18	39.67			B	39.09	41.22	42.11

어싱 현상으로 인한 왜곡이 많이 발생하는 것을 확인할 수 있다. 반면 POCS의 경우 Lu & Tan의 결과보다 에일리어싱이 줄어든 것을 확인할 수 있지만 Zipper Effect 현상은 아직도 존재하고 있다. 제안 알고리즘을 적용하였을 경우 Zipper Effect 현상까지 제거되어 에지에서 좋은 성능을 보인다는 것을 확인할 수 있다.

표 2는 16개의 실험 영상의 각 채널에 대한 PSNR 결과표이다. Initial Interpolation으로 쓰이는 Lu & Tan의 방법, POCS 방법, 제안한 Edge Adaptive 방법 총 3가지 방법의 PSNR 결과를 나타냈다. 실험 결과 제안 알고리즘이 POCS와 비교하여 (0.2~0.3)dB 정도 상승한 것을 확인할 수 있다. 테스트 영상 1, 6, 8, 9, 12, 13, 16의 경우, 다른 테스트 영상보다 비교적 성능 향상의 폭이 높은 것을 알 수 있는데, 이는 타 영상과 비교하여, 영상의 복잡도가 높은 영상이기 때문이다. 하지만 4번 영상의 경우 복잡도가 높은 영상임에도 불구하고 성능 향상의 폭이 높지 않은 것을 알 수 있다. 영상의 신호 특성과 그에 따른 알고리즘의 성능향상에 대한 연구는 계속 진행 할 예정이다.

## V. 결 론

본 논문에서는 POCS 방법의 성능을 개선하여, 강한 에지 영역에서 가중치를 적용함으로써, 에지 영역에서도 좋은 성능을 보이는 알고리즘을 제안하였다.

POCS 방법은 서브밴드 필터를 이용하여 서브밴드 주파수 영역으로 분해한 뒤, 고주파 채널들 간의 상관성을 이용하여 왜곡을 보정하기 때문에, 에지가 강한 영역에서는 왜곡에 대하여 상대적으로 좋은 성능을 보여주지 못한다. 제안 알고리즘에서는 강한 에지 부분에 가중치를 적용함으로써 POCS의 단점을 보완하였다. 실험 결과, 제안 알고리즘이 전체 PSNR에서 성능향상이 되었음을 확인하였고, 원 영상과의 에리 값이 존재하는 위치에서 강한 에지의 개수를 세어본 결과, 제안 알고리즘이 POCS 알고리즘 보다 강한 에지에서 에리가 감소하였음을 확인 하였다. 주관적인 지표로서는 알고리즘 간의 에지 영역을 비교해 봄으로써 제안 알고리즘이 에지 영역에서 왜곡 보정이 잘 되었다는 것을 확인 하였다.



하지만 향후의 연구에서는 제안된 알고리즘을 하드웨어로 구현하기 위해 구조적인 간략화에 대한 연구도 진행될 것이다. 따라서 에지 가중치를 계산함으로써 증가하는 계산 복잡도에 대한 개선이 필요하다. 또한 본 논문의 실험에서 결정한 알고리즘 반복 횟수(N)와 에지 가중치를 정하는 임계값(Th)을 실험 통계에 의해 각각  $N = 3$ 과  $Th = 20$ 으로 모든 영상에 동일하게 적용하였으나, 각 실험 영상에 N과 Th를 적응적으로 적용할 수 있다면, 다양한 영상에서도 좋은 성능을 낼 수 있을 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] B. E. Bayer, "Color imaging array," U.S. Patent 3, 971,065, July 1976.
- [2] K.T. Mullen, "The contrast sensitivity of human color vision to red-green and blue-yellow chromatic grating," Journal of Physiology, 359, 1995, pp. 381-400.
- [3] T. W. Freeman, "Median Filter for Reconstructing Missing Color Samples, " U.S. Patent 4 724 395, 1988.
- [4] J.Hamilton and J.Adams, "Adaptive Color Plane Interpolation in Single Sensor Color Electronic Camera," U.S. Patent 5 629 734, 1997.
- [5] W. Lu, and Y.Tan, "Color filter array demosaicing: New method and performance measure," IEEE Trans. Image Processing, vol. 12, no. 10, pp. 1194-1210, Oct. 2003.
- [6] D.Cok, "Signal Processing Method and Apparatus for Sampled Image Signals, " U.S Patent 4 630 307, 1986.
- [7] X. Li "Demosaicing by Successive Approximation, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 14, no.3, March 2005.
- [8] B. K. Gunturk, Y. Altunbasak and R. M. Mersereau, "Color plane interpolation using alternating projections," IEEE Transactions on Image Processing, vol.11, no.9, 2002.
- [9] R.Kimmel, "Demosaicing: image reconstruction from color CCD samples," IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 1221-1228, 1999.
- [10] X. Wang, W. Lin, P. P. Xue, "Demosaicing with Improved Edge Direction Detection", IEEE Cnf. Circuits and Systems, 2005. ISCAS 2005. IEEE international Symposium on 23-26 May 2005 Page(s): 2048 - 2051 Vol.3
- [11] Kodak Lossless True Color Image Suite (<http://r0k.us/graphics/kodak/kodak/>)

### 저 자 소 개



박 종 수(학생회원)  
2007년 광운대학교 컴퓨터공학과 졸업.  
2008년 현재 광운대학교 전자정보공과대학 컴퓨터공학과 석사  
<주관심분야 : 미디어프로세서 및 SOC 설계, 영상신호처리>



이 성 원(정회원)  
1988년 서울대학교 제어계측공학과 졸업(공학사).  
1990년 서울대학교 제어계측공학과 석사졸업  
2003년 University of Southern California 전기공학과 박사졸업  
2008년 현재 광운대학교 전자정보공과대학 컴퓨터공학과 교수.  
<주관심분야 : 미디어프로세서 및 SOC설계, 영상신호처리, Power-Aware Computing>