

논문 2011-48SP-2-7

다중 컬러필터 조리개 시스템을 위한 적응적 히스토그램 평활화를 이용한 영상 개선

(Image Enhancement Using Adaptive Region-based Histogram
Equalization for Multiple Color-Filter Aperture System)

이 은 성*, 강 원 석*, 김 상 진*, 백 준 기**

(Eunsung Lee, Wonseok Kang, Sangjin Kim, and Joonki Paik)

요 약

본 논문은 다중 컬러 필터 조리개 (multiple color-filter aperture; MCA) 시스템^[1~3]에서 영역 적응적 히스토그램 평활화를 사용하여 저노출 환경에서도 강건한 새로운 디지털 다중초점 (multifocusing) 방법을 소개한다. MCA 시스템은 획득된 영상의 컬러 채널 간에 발생하는 부정합 (misalignment) 정도를 측정하여 카메라의 거리에 따른 장면의 상대적 심도 정보를 추출한다. 추출된 상대적 심도 정보는 관심영역 (region-of-interests; ROIs) 분류 (classification), 정합 (registration), 융합 (fusion) 등의 과정을 통하여 다중초점 영상을 생성한다. 그러나 MCA 시스템은 유한한 구경의 조리개로 때문에 저노출 환경에서 성능의 저하를 초래하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 공간 적응적 히스토그램 확장을 이용한다. 실험결과에서 볼 수 있듯이, 제안한 기술은 저노출 환경에서도 콘트라스트가 향상된 다중초점 영상을 복원할 수 있음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we present a novel digital multifocusing approach using adaptive region-based histogram equalization for the multiple color-filter aperture (MCA) system with insufficient amount of incoming light. From the image acquired by the MCA system, we can estimate the depth information of objects at different distances by measuring the amount of misalignment among the RGB color planes. The estimated depth information is used to obtain multifocused images together with the process of the region-of-interests (ROIs) classification, registration, and fusion. However, the MCA system results in the low-exposure problem because of the limited size of the apertures. For overcoming this problem, we propose adaptive region-based histogram equalization. Based on the experimental results, the proposed algorithm is proved to be able to obtain in-focused images under the low light level environment.

Keywords : 영상개선(image enhancement), 다중 컬러필터 조리개(multiple color-filter aperture), 다중초점 (multifocusing), 히스토그램 평활화(histogram equalization)

I. 서 론

오늘날 캠코더, 디지털 카메라 등의 수요의 증가와

함께 디지털 다중초점 기술에 대한 요구가 증가 되고 있다. 기존의 전통적인 카메라들은 초점 설정 및 열화에 대한 문제에 대하여 많은 연구가 진행되어 왔지만, 여전히 다수의 피사체들이 서로 다른 거리에 위치하는 경우 전체 혹은 부분적인 초점 열화를 피할 수 없다^[4~6]. 최근에, 광학적 특성과 영상처리를 이용하여 추가적 정보를 획득할 수 있는 계산 카메라들이 개발되었다. 이와 같은 계산 카메라들은 재초점 (refocusing), 증가된 동적 범위 (increased dynamic range), 심도기반 편집 (depth-guided editing), 가변 조명과 반사율

* 학생회원, ** 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 (Dept. of Image Engineering, Graduate School of Advanced Image Science, Multimedia, and Film, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원과 지식경제부, 방송통신위원회 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음.

접수일자: 2010년8월27일, 수정완료일: 2010년12월1일

(variable lighting and reflectance) 등을 포함한 영상 응용 프로그램의 단점을 극복할 수 있다^[7].

본 논문에서는 상대적 심도 정보를 추정할 수 있는 다중 컬러필터 조리개 (multiple color-filter aperture; MCA)를 사용한 계산 카메라 시스템을 소개한다. MCA 시스템은 컬러 채널 이동 모델을 기반으로 객체들의 상대적 심도 정보를 추출하고 이를 이용하여 새로운 디지털 다중초점 시스템 구축을 가능하게 한다. 단일 카메라 기반의 MCA 시스템^[1~3]은 획득된 영상의 RGB 채널 사이의 이동 정도와 방향에 따라서 피사체의 거리에 따른 상대적 심도 정보를 추출할 수 있다. 이러한 컬러 채널 이동 정보는 다중초점 및 재초점 기술 개발의 초점 열화 성분을 대체할 수 있게 된다.

그러나 MCA 시스템으로 획득된 영상은 각 조리개가 갖는 고정된, 유한한 구경 때문에 저노출 (low exposure)의 문제를 초래한다. 특히 광량이 부족한 공간에서는 콘트라스트 저하가 심해지고 이는 컬러 채널 간 영상 정합 과정의 성능까지 저하시키게 된다. 제안하는 알고리즘은 영상 히스토그램의 분할과 특정 영역 히스토그램 확장을 이용하는 적응적 히스토그램으로 광량 부족에 강건한 다중초점 시스템을 구축한다.

본 논문은 II장에서는 MCA 시스템을 위한 배경이론을 설명하고, III장에서는 광량 부족에도 강건한 알고리즘을 제안한다. IV장에서는 제안한 알고리즘의 실험결과를 보이고, V장에서 결론을 맺는다.

II. 다중 컬러필터 조리개를 사용한 계산 카메라

디지털 카메라 등과 같은 영상 입력 장치에서 조리개는 렌즈를 통해 받아들인 입사 광선의 양을 조절할 수

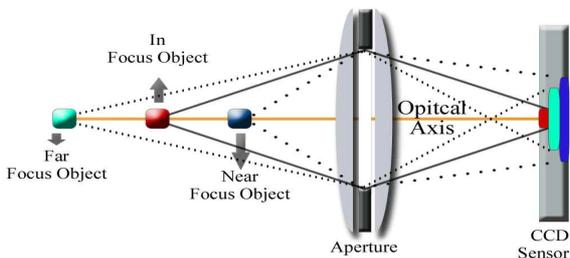


그림 1. 일반적인 조리개를 사용한 카메라의 거리에 따른 객체 수렴 형태
Fig. 1. The convergence pattern of normal aperture system according to the position of objects at different distances.



그림 2. 다중 컬러 필터 조리개를 사용한 계산 카메라 구성
Fig. 2. Computational camera configuration using the multiple color-filter aperture.

있는 광량 조절 장치이다.

그림 1에서 보듯이, 일반 카메라의 조리개 중심은 렌즈의 광축 (optical axis)과 일치하며 영상평면 (image plane)에 수렴하는 형태는 한 점 또는 원 (circular region)을 형성하게 된다.

그러나 조리개의 중심이 광축과 일치하지 않으면 빛의 수렴은 광축에서 벗어나게 된다. 이러한 빛의 수렴 위치는 렌즈와 피사체의 거리에 따라 달라진다.

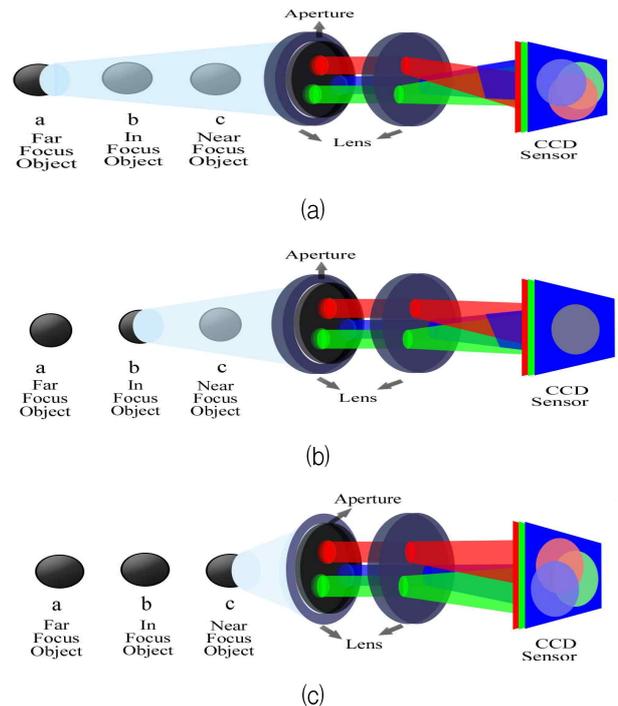


그림 3. 피사체의 거리에 따른 MCA 시스템 영상의 수렴 형태
Fig. 3. The convergence pattern of the MCA system according to the position of objects at different distances.

MCA 시스템은 이러한 빛의 수렴 위치를 추정하기 위하여 서로 다른 컬러필터가 장착된 3개의 조리개를 광축을 무게 중심으로 하는 정삼각형의 꼭지점에 위치시킨다 (그림 2 참조).

그림 3 (a)-(c) 에서 볼 수 있듯이, MCA 시스템을 사용하면 피사체의 거리에 따른 심도 정보를 RGB 컬러 채널 간 상대적 위치와 거리로 추정할 수 있다. 하지만 MCA 시스템에서 획득된 영상은 컬러 채널 간에 발생하는 부정합 (misalignment) 열화가 존재한다.

이러한 컬러 채널 부정합을 제거하기 위하여, 컬러 분포 분석을 통한 심도 추정과 이를 이용한 관심영역 (regions-of-interest; ROIs) 분류 (classification), 그리고 각각의 ROI에서 추출한 영상의 고주파 성분에 대한 정합 (registration) 방법을 이용한다. 이렇게 정합된 영상들은 융합 (fusion)되어 최종적으로 초점이 맞는 영상을 생성한다.

III. MCA 시스템의 화질 개선을 위한 영상처리

MCA 시스템으로 획득된 영상의 저노출 문제는 콘트라스트 저하뿐만 아니라 영상 정합의 성능 저하를 초래한다. 제안하는 알고리즘은 적응적 히스토그램으로 저노출 영상을 개선한다.

1. 적응적 히스토그램 평활화를 통한 MCA 영상 개선

MCA 시스템은 카메라의 광학적 특성을 이용하여 피사체의 거리에 따른 심도 정보를 영상의 컬러 채널 이동으로 추정할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 심도 정보 추정을 위하여 개발된 조리개의 크기가 유한하여 일반 카메라의 조리개와 비교할 때 센서로 입력되는 빛의 절대량이 부족하게 되고, 이로 인해서 콘트라스트의 손실이 발생한다. 특히 광량이 부족한 실내에서의 촬영은 그림 4(a)와 같이 낮은 콘트라스트를 갖게 되어 전체적인 화질 저하를 가져온다. 제안한 시스템에서는 히스토그램의 분할과 특정 영역 히스토그램 확장을 통하여 입력 영상의 성능을 개선한다.

제안한 알고리즘은 화소의 밝기가 갖는 동적 영역 (dynamic range)을 분할하기 위하여 입력 영상 X 의 평균 밝기 값 X_m 을 사용하여 히스토그램을 분할한다. 식 (1)에서와 같이, 본 논문에서는 평균 밝기 값을 사용하여 히스토그램을 두 영역으로 분할하고, 두 영역의 히스토그램을 동일한 방법으로 다시 분할하여 최종적으로

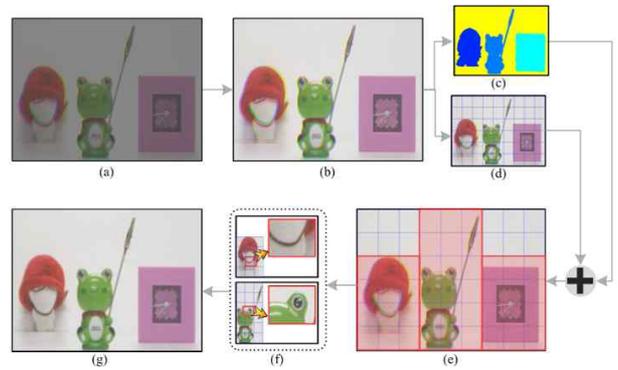


그림 4. (a) MCA 시스템으로부터 획득된 영상, (b) 콘트라스트 향상된 영상, (c) 심도 맵 영상, (d) 블록 분할화, (e) ROI 맵, (f) 정합된 영상, (g) 융합된 영상

Fig. 4. (a) The image acquired by the MCA system, (b) contrast enhanced image, (c) depth map image, (d) block partitioning, (e) ROIs map, (f) registered regions, and (g) the fused image

4개의 영역으로 분리한다.

$$X = X_{sub1} \cup X_{sub2} \cup X_{sub3} \cup X_{sub4}, \quad (1)$$

$$X_{sub1} = \{X(i,j) | X(i,j) \leq X_{m1}, \forall X(i,j) \in X\},$$

$$X_{sub2} = \left\{ X(i,j) | X_{m1} < X(i,j) \leq X_{m2}, \forall X(i,j) \in X \right\},$$

$$X_{sub3} = \left\{ X(i,j) | X_{m2} < X(i,j) \leq X_{m3}, \forall X(i,j) \in X \right\},$$

$$X_{sub4} = \{X(i,j) | X(i,j) > X_{m3}, \forall X(i,j) \in X\}.$$

다음 단계로 분할된 각 히스토그램의 총 화소수를 계산하고 그림 5에서 볼 수 있듯이 식 (2)를 이용하여, 분할된 영역의 면적 $Area_{sub_i}$ 을 추정한다^[8-9].

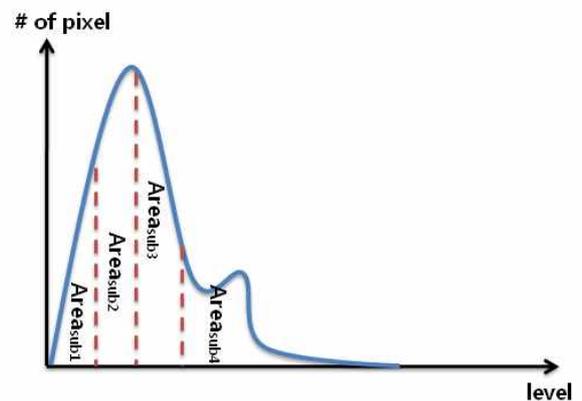


그림 5. 히스토그램 분할
Fig. 5. The separated histogram.

$$\begin{aligned}
 Area_{sub1} &= \sum_{j \in Region_{sub1}} p(x_j), \\
 Area_{sub2} &= \sum_{j \in Region_{sub2}} p(x_j), \\
 Area_{sub3} &= \sum_{j \in Region_{sub3}} p(x_j), \\
 Area_{sub4} &= \sum_{j \in Region_{sub4}} p(x_j).
 \end{aligned} \tag{2}$$

또한 식(3)과 같이, 분할된 영역과 영상의 총 화소수 n 을 이용하여 각 영역의 면적비를 구하고 구해진 각 영역의 면적비 $RArea_{sub_i}$ 를 서로 비교하여 면적비가 큰 영역들을 선택한다.

$$\begin{aligned}
 RArea_{sub1} &= \frac{Area_{sub1}}{n}, \\
 RArea_{sub2} &= \frac{Area_{sub2}}{n}, \\
 RArea_{sub3} &= \frac{Area_{sub3}}{n}, \\
 RArea_{sub4} &= \frac{Area_{sub4}}{n}.
 \end{aligned} \tag{3}$$

선택된 영역들의 히스토그램을 면적비의 크기에 따라 적절한 가중치를 주어서 원영상의 히스토그램의 형태를 유지하며 확장시킨다. 확장 과정에서 추가된 빈(bin) $B(k)$ 는 식(4)를 이용하여 주위 빈의 평균값으로 대체한다.

$$B(k) = \frac{B(k-1) + B(k+1)}{2}. \tag{4}$$

추정된 히스토그램은 기존 입력 영상과 비교하여 콘트라스트가 확장된 형태로 저노출의 입력 영상을 개선할 수 있는 목표 히스토그램이 된다.

최종적으로 수정된 목표 히스토그램과 저노출의 입력 영상을 히스토그램 평활화에 이용하여 콘트라스트가 개선된 그림 4(b)와 같은 영상을 획득한다.

2. 컬러 채널 이동 모델 기반의 심도 추정

MCA 시스템은 피사체의 거리에 따른 심도 정보를 컬러 채널 간 상대적 위치와 거리로 유추할 수 있지만 획득된 영상은 컬러 불일치 열화가 존재한다. 이 열화 성분을 제거하기 위해서, 그림 4(c)와 같이 컬러 분포를

이용한 심도 추정을 수행하여 ROI를 분류한다. 지역 윈도우 w 에 속하는 컬러 화소들을 하나의 클러스터(cluster)로 가정한다. 그리고 같은 컬러 시차(disparity)를 가지고 있는 컬러 화소의 집합 $CP_i(x, y, d)$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 CP_i(x, y, d) &= \\
 &[(I_R(s - d_x, t + d_y), I_G(s - d_x, t + d_y), \\
 &I_B(s - d_x, t + d_y)) \mid (s, t) \in w(x, y)]
 \end{aligned} \tag{5}$$

그리고 시차(disparity)의 최소값을 다음과 같이 계산한다^[2].

$$L(x, y, d) = \lambda_0 \lambda_1 \lambda_2 / \delta_r^2 \delta_g^2 \delta_b^2 \tag{6}$$

여기에서 λ_i 는 공분산 행렬(covariance matrix)의 고유값(eigen value)을 나타내고, δ_i^2 는 각각 공분산 행렬의 대각 요소(diagonal elements)를 나타낸다. 식(6)은 절대 시차 맵을 제공한다. 그리고 보다 정확한 심도 맵을 추출하기 위해서 평균이동(mean-shift) 분할(segmentation) 알고리즘 공통요소를 추출한다.

제한한 컬러 쉬프트 모델 기반 심도 맵 추정은 효과적으로 피사체에 대한 심도 정보와 함께 ROI를 분류할 수 있다.

3. 컬러 채널 정합, 융합, 보정

MCA 시스템으로부터 획득된 영상은 피사체의 깊이 정보에 따라 각 R, G, B 채널 사이의 다중초점 열화 정보가 컬러 채널 이동으로 나타난다. 심도 추정 기반 영상분할과 위상 변위 정합(phase correlation matching; PCM) 방법은 그림 4(f)와 같이 효과적으로 각 채널 사이의 컬러 채널 이동을 정합할 수 있으며, 최종적으로 융합되어 근사적으로 초점이 맞는 그림 4(g)의 영상을 생성한다. 이 방법을 사용하면 영상 클러스터링을 자동화 할 수 있을 뿐만 아니라, 기존 영상 융합과정에서 다중초점 영상을 생성하기 위하여 피사체에 위치에 따른 여러 장의 초점 영상이 불필요하다는 중요한 이점이 있다.

관심 영역을 분류하기 위하여 입력 영상을 일정한 크기로 분할하는 그림 4(d)의 블록 분할 정보를 이용한다. 이러한 블록 분할 정보는 심도 추정 알고리즘과 함께 컬러 채널 정합과정에 필요한 그림 4(e)의 ROI 맵을 생성한다. 이웃 블록 분할 정보에 ROI 정보가 연결되어 있다면 새로운 블록으로 재구성하고 그렇지 않다면 이

전 블록을 이용하여 새로운 ROI 맵을 구성할 수 있다.

ROI 맵의 블록들 안의 각각의 다른 컬러 채널 이동 정보는 주파수 영역에서 RGB 채널의 위상 변위 (phase transition)을 의미한다. 본 연구에서는 ROI 맵 각각의 영상 안의 고주파 성분에 대한 위상 변위를 정합하여 컬러 채널 이동을 추정한다^[10].

$$R_d(k,l) = \frac{F_G F_{R \text{ or } B}^*}{|F_G F_{R \text{ or } B}^*|} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} r(m\Delta x, n\Delta y) \exp(-j2\pi(\frac{mk}{M} + \frac{nl}{N})) \quad (7)$$

여기서 $R_d(k,l)$ 은 유한 수열 (finite sequence)의 유한 푸리에 변환 (finite fourier transform), F 는 2D 이산 푸리에 변환 (discrete fourier transform; DFT), f_{RGB} 는 각각의 RGB 채널, $F_{RGB} = F(f_{RGB})$ 는 f_{RGB} 의 2D DFT, $(\Delta x, \Delta y)$ 는 위상 변위를 의미한다.

MCA 시스템은 삼각형의 세 꼭지점 위치에 각각의 R, G, B 필터가 부착된 조리개를 갖는 렌즈를 사용하여 피사체의 깊이에 대한 정보를 컬러 채널 부정합 정도로 표현한다. 피사체의 위치에 따른 컬러 채널 이동에 대한 이상적인 초점은 R, G, B 조리개의 무게 중심으로 볼 수 있으며, 영상 정보로 표현했을 경우는 R, G, B 채널 이동 벡터의 중심으로 볼 수 있다. 하지만 제안한 정합 방법은 G 채널을 중심으로 정합하기 때문에 그에 따른 오차가 발생한다. 따라서 다음 식과 같은 채널 이동 보정 작업이 필요하다.

$$I'_k(x',y') = I_k(x,y) - S_k^{-1}(\Delta x, \Delta y), \quad (8)$$

여기에서 $I_k(x,y)$ 는 K번째 컬러 채널 이동된 영상, $S_k^{-1}(\Delta x, \Delta y)$ 는 K번째 컬러 채널 이동된 영상에서 발생한 오차의 크기이다. 영상 융합과정에서 각 클러스터링 영상의 ROI에 대한 컬러 채널 이동 보정 작업에서 화소 손실 (missing pixels) 발생한다. 하지만 이러한 부분은 전체영상의 비율에서 매우 한정적이다. 이러한 화소 손실 영역은 채널 이동된 영상을 이용하여 교체되어야 한다. 영상 융합의 전형적인 문제는 경계 영역에서의 부자연스러운 현상을 가지고 있다는 것이다. 본 연구에서는 가우시안 필터링을 사용해서 경계 영역의 문제를 완화시킨다.

4. 공간 적응적 분산 필터를 이용한 영상 개선 및 잡음 제거

MCA 시스템은 영상 융합 과정에서 발생하는 부자연스러운 외곽 성분들을 제거하기 위해 영상 혼합 (blending) 과정을 거치게 된다. 이 과정을 거치면서 영상의 외곽 성분들의 부자연스러움은 제거되지만 디테일의 손실과 함께 잡음의 영향으로 영상의 화질은 더욱 저하된다. 이러한 영상의 개선을 위하여 지역분산을 이용하는 공간적응적 필터를 이용한다. 화소의 특정 위치 (x,y) 를 둘러싸고 있는 $P \times Q$ 크기의 영역에서 지역 분산은 다음과 같이 정의된다.

$$v(x,y) = \frac{1}{PQ} \sum_{(x,y) \in S} (f(x,y) - m_{xy})^2, \quad (9)$$

여기에서, m_{xy} 는 지역 평균을 나타내며, 다음과 같이 정의된다.

$$m_{xy} = \frac{1}{PQ} \sum_{(x,y) \in S} f(x,y), \quad (10)$$

정합된 결과 영상들 내 초점 맞은 영역을 중심으로 다음과 같이 지역 분산 값을 기초로 하는 분산 맵을 구한다.

잡음과 함께 열화된 영상을 g 라하고, 초점 개선된 영상을 f_R 이라 하면, 최종 적응적 합성된 영상 f_A 는 다음과 같이 계산된다.

$$f_A = \alpha g + (1 - \alpha) f_R, \text{ for } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (11)$$

$$\alpha(x,y) = \frac{1}{1 + \sigma v(x,y)} \quad (12)$$

IV. 실험 결과

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해, 초점거리



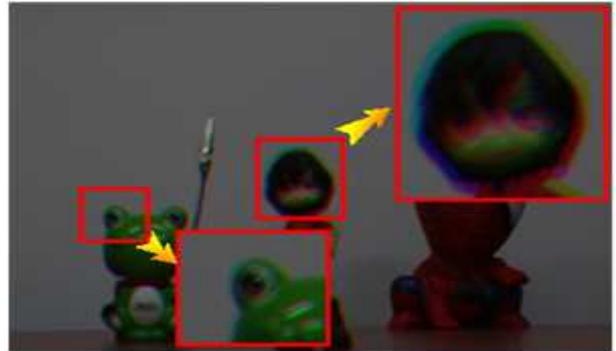
그림 6. MCA 시스템의 영상 획득을 위한 실험 환경
Fig. 6. Experimental environment for image acquisition of MCA system.

가 150mm인 렌즈를 적용한 MCA 시스템을 사용하여 실험 영상을 생성했다. 실험 영상은 그림 6과 같이 서로 다른 거리에 존재하는 객체를 가지고 있다.

그림 7 (a)와 (b)는 저노출 환경에서 MCA 시스템으로부터 획득된 영상이 낮은 콘트라스트에서 거리가 다른 위치의 객체들을 보인다. 적응적 히스토그램 명세화



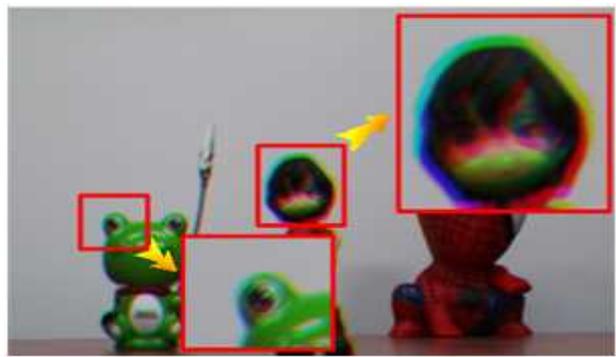
(a)



(b)



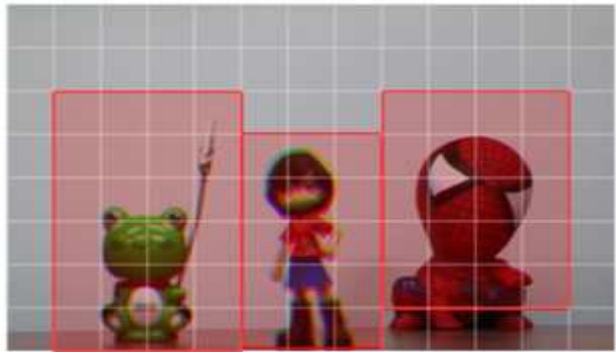
(c)



(d)



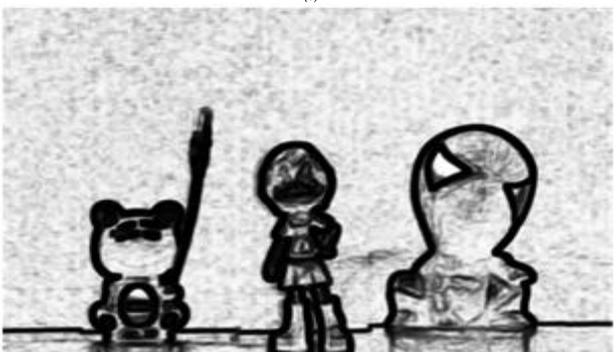
(e)



(f)



(g)



(h)

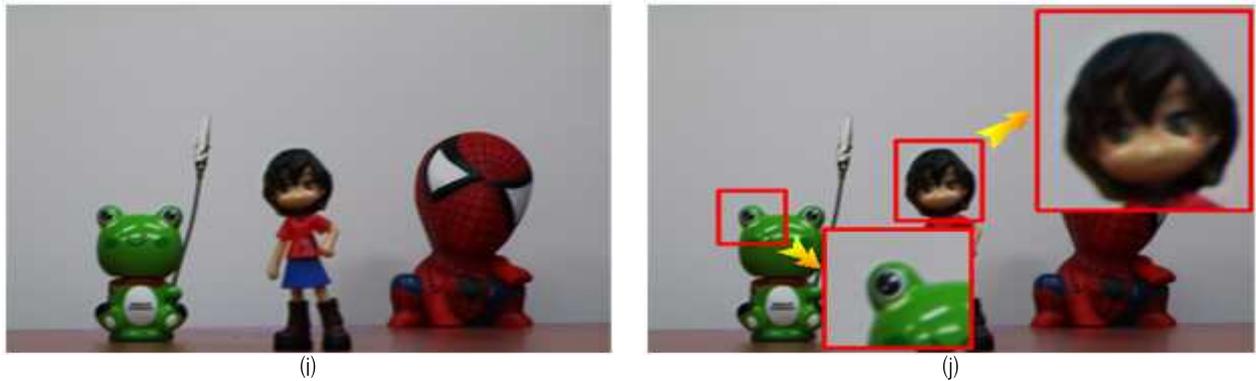


그림 7. (a)-(b) MCA 시스템으로부터 획득된 저노출 영상, (c)-(d) 콘트라스트 개선 결과 영상, (e) 심도 맵, (f) ROI 맵, (g) 다중초점 영상, (h) 분산 맵 영상, (i)-(j) 공간적응적 필터링 결과 영상.

Fig. 7. (a)-(b) The low exposure color image acquired by the MCA system, (c)-(d) the contrast enhanced image, (e) the depth map image, (f) ROIs map, (g) the multifocused image, (h) the variance map image, and (i)-(j) the result image by the spatially adaptive noise smoothing.

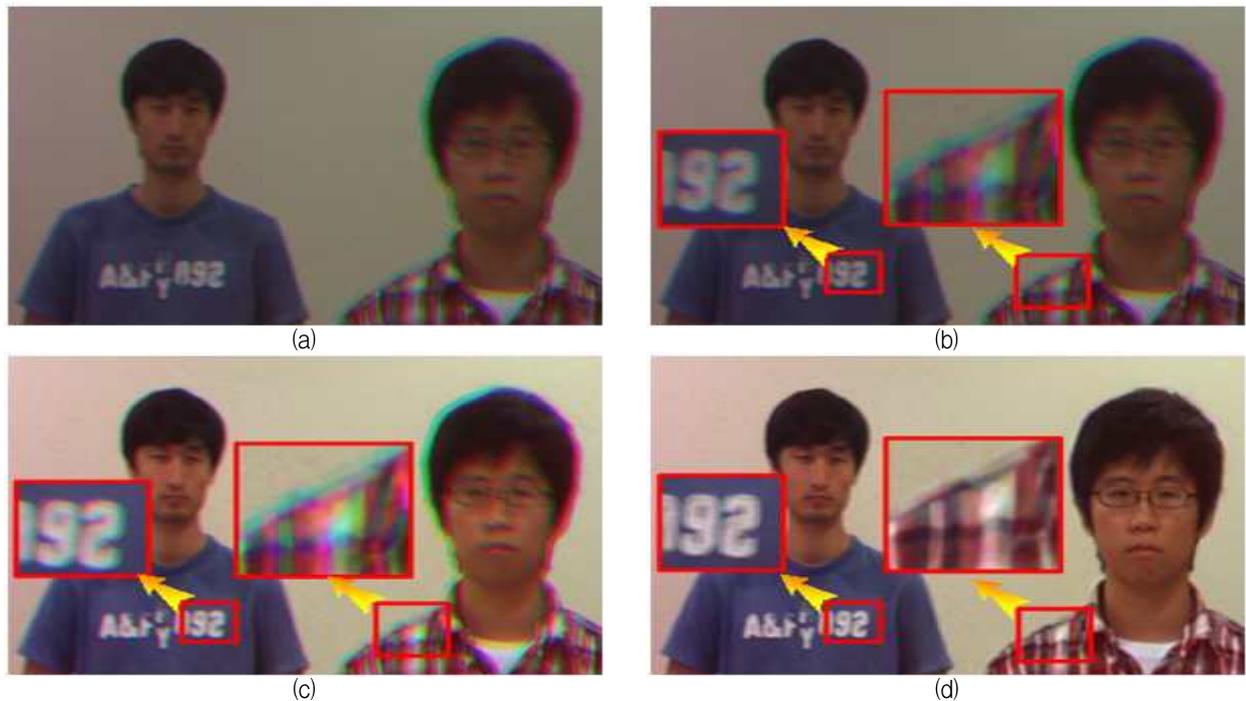


그림 8. (a)-(b) 원본영상, (c) 콘트라스트 개선 결과 영상, (d) 최종 결과 영상

Fig. 8. (a)-(b) The source image, (c) the contrast enhanced image, and (d) the result image by the proposed algorithm.

를 사용하면 그림 7(c)와 (d)과 같이 영상의 콘트라스트가 개선 뿐 만 아니라 저노출 환경에서의 영상 분할 및 정합 과정의 성능이 개선된다. 콘트라스트 향상된 영상에서 그림 7(e)와 같이 심도 맵을 추정할 수 있고 심도 맵 정보와 블록 분할을 사용하여 그림 7(f)와 같은 ROI 맵을 생성한다. ROI 맵을 이용하여 영상의 컬러 부정합을 위한 정합 및 융합 과정으로 다중 초점 영상을 생성하고 생성된 다중 초점 영상을 공간 적응적 분산 필터를 사용하여 그림 7(i)와 (j) 같은 개선된 다중 초점 영

상을 볼 수 있다. 다중 객체에 대한 비슷한 실험 결과를 그림 8에서 볼 수 있다. 실험결과에서 확인 할 수 있듯이, 제안한 알고리즘은 효과적으로 콘트라스트를 개선할 수 있을 뿐만 아니라, 다중 초점 영상을 효과적으로 복원할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 MCA 시스템의 출력 영상에 적응적

히스토그램 평활화를 적용하여 디지털 다중초점이 가능한 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 MCA 시스템의 컬러 채널 이동 모델을 이용하여 심도 맵을 추정하고, 이 심도 정보와 블록 분할을 이용하여 관심 영역을 효과적으로 분류할 수 있다. 이를 기반으로 컬러 정합 및 융합 방법은 근사적으로 초점이 맞는 영상을 생성한다.

MCA 시스템은 각 조리개가 갖는 유한한 구경 때문에 저노출 환경에서 콘트라스트가 낮은 영상을 획득할 수 밖에 없는 구조적 문제점을 가지고 있다. 우리는 MCA 시스템의 근본적인 한계들을 극복하기 위해, 적응적 히스토그램 평활화를 이용하였다. 실험결과에서 볼 수 있듯이, 제안한 MCA 시스템과 단계별로 구성된 알고리즘들은 영상 내의 모든 객체들에 대해서 초점이 맞는 영상을 생성하는 동시에 콘트라스트가 향상된 영상을 보장한다. 제안한 시스템은 MCA 시스템으로 획득된 영상의 질을 향상시켜 특정 환경에 영향을 받지 않는 다중초점 시스템을 구현할 수 있을 뿐 만 아니라 상용 디지털 카메라, 캠코더, 그리고 EDoF 시스템에 적용 및 응용할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] V. Mike, D. Cho, D. Har, and J. Paik, "Color shift model-based segmentation and fusion for digital auto focusing," *Journal of Imaging Science and Technology*, vol. 51, no. 4, pp. 368-379, July/August 2007.
- [2] Y. Bando, B. Chen, and T. Nishita, "Extracting depth and matte using a color-filtered aperture," *ACM Trans on Graphics*, vol. 27, no. 5, pp. 134:1-134:9, December 2008.
- [3] E. Lee, W. Kang, S. Kim and J. Paik, "Color shift model-based image enhancement for digital multifocusing based on a multiple color-Filter aperture camera," *IEEE Trans on Consumer Electronics*, vol. 56, no. 2, pp. 317-323, May 2010.
- [4] J. Shin, V. Maik, J. Lee, and J. Paik, "Multi-object digital auto-focusing using image fusion," *Proc. ACIVS 2005, LNCS*, vol. 3708, pp. 806-813, September 2005.
- [5] V. Maik, J. Shin, J. Lee, and J. Paik, "Pattern selective image fusion for multi-focus image reconstruction," *Proc. CAIP 2005, LNCS*, vol. 3691, pp. 677-684, September 2005.
- [6] J. Shin, S. Hwang, S. Lee, and J. Paik, "Isotropic blur identification for fully digital auto-focusing," *Proc. ICIAR 2005, LNCS*, vol. 3656, pp. 125-132, September 2005.
- [7] S. Nayar, "Computational cameras: redefining the image," *IEEE Computer Magazine, Special Issue on Computational Photography*, pp.30-38, August, 2006.
- [8] G. Park, H. Cho and M. Choi, "A contrast enhancement method using dynamic range separate histogram equalization," *IEEE Trans on Consumer Electronics*, vol. 54, no. 4, pp. 1981-1987, October 2008.
- [9] C. Sun, S. Ruan, M. Shie, and T. Pai, "Dynamic contrast enhancement based on histogram specification," *IEEE Trans on Consumer Electronics*, vol. 51, no. 4, pp. 1300-1305, November 2005.
- [10] E. Castro and C. Morandi "Registration of translated and rotated images using finite fourier transforms," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 5, pp. 700-703, September 1987.
- [11] R. Achanta, F. J. Estrada, P. Wils, and S. Susstrunk, "Salient region detection and segmentation," in *Proc. ICVS*, vol. 5008, pp. 66-75, May 2008.
- [12] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd ed., PrenticeHall, 2007.

저 자 소 개



이 은 성(학생회원)
 2009년 중앙대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2010년 현재 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사과정 재학중.
 <주관심분야 : 영상복원, 계산 이
 미징>



강 원 석(학생회원)
 2010년 한국항공대학교
 전자공학과 학사 졸업.
 2010년 현재 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사과정 재학중.
 <주관심분야 : 영상복원, 계산 이
 미징>



김 상 진(학생회원)
 2003년 강남대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2003년 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사 졸업.
 2010년 중앙대학교 첨단영상
 대학원 박사 졸업

2010년 현재 중앙대학교 첨단영상 대학원
 박사 후 과정.
 <주관심분야 : 영상복원, 계산 이미징, 실시간 객
 체추적 및 인식>



백 준 기(평생회원)
 1984년 서울대학교 제어계측
 공학과 학사 졸업.
 1987년 노스웨스턴대학교 전기 및
 컴퓨터 공학과 석사 졸업.
 1990년 노스웨스턴대학교 전기 및
 컴퓨터 공학과 박사 졸업.

2010년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원
 영상공학과 교수.
 <주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>