

논문 2014-51-1-18

은닉 마코프 랜덤 모델 기반의 전달 맵을 이용한 안개 제거 (Image Dehazing using Transmission Map Based on Hidden Markov Random Field Model)

이 민 혁*, 권 오 설**

(Min-Hyuk Lee and Oh-Seol Kwon[Ⓢ])

요 약

본 논문에서는 한 장의 영상에서 안개를 제거하는 알고리즘을 제안한다. 기존의 Dark Channel Prior(DCP) 알고리즘은 영상의 어두운 정보를 계산하여 전달량을 추정한 후, 매팅(matting) 기법을 사용하여 안개 영역을 보완하여 검출한다. 이 과정에서 블록현상이 발생하는 문제가 있으며 이로 인해 안개를 효율적으로 제거하는데 한계점이 있다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 Hidden Markov Random Field(HMRF)와 Expectation-Maximization(EM) 알고리즘을 이용하여 매팅 과정에서 발생하는 블록문제를 해결하고자 하였다. 실험 결과를 통하여 제안한 방법은 기존 방법보다 안개제거에서 더 향상된 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

Abstract

This paper proposes an image haze removal algorithm for a single image. The conventional Dark Channel Prior(DCP) algorithm estimates a transmission map using the dark information in an image, and the haze regions are then detected using a matting algorithm. However, since the DCP algorithm uses block-based processing, block artifacts are invariably formed in the transmission map. To solve this problem, the proposed algorithm generates a modified transmission map using a Hidden Markov Random Field(HMRF) and Expectation-Maximization(EM) algorithm. Experimental results confirm that the proposed algorithm is superior to conventional algorithms in image haze removal.

Keywords : Haze, Contrast, DCP, HMRF

I. 서 론

영상 처리의 응용 기법들을 사용할 때 영상이 깨끗하지 않으면 좋은 결과를 얻기는 어렵다. 일정한 조명과 특별한 잡음이 없는 실내 영상과 달리 실외에서 영상을

획득할 때, 다양한 외부 요인에 의해 실제 물체가 가지고 있는 정보를 온전히 획득하기 어렵다. 예를 들어 안개나 연기등과 같은 자연현상이 포함된 영상을 획득할 때에는 빛이 흡수, 산란되기 때문에 실제 가지거리보다 짧은 가지거리의 영상을 획득하게 된다. 이 경우 영상 내의 물체는 실제 물체와는 색 정보나 깊이 정보가 달라져 제대로 된 물체인식을 하지 못하게 된다. 이 때문에 안개영상으로부터 안개를 제거하는 알고리즘들이 개발되어왔다.

Schechner 등^[1]은 각기 다른 편광에 의해 획득된 두 장 이상의 영상을 이용하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. Narasimhan과 Nayar 등^[2~4]은 같은 장소에서 각기 다른 환경 아래에서 획득된 여러 장의 영상을

* 학생회원, ** 정회원, 창원대학교 제어계측공학과
(Dept. of Control & Instrumentation, Changwon National University)

Ⓢ Corresponding Author (E-mail: osk1@changwon.ac.kr)

※ 본 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No.2012R1A1A1A1019461) 및 교육부의 재원으로 지원을 받아 수행된 산학협력 선도대학(No.2013E7232010108) 육성사업의 연구결과임.

접수일자: 2013년9월30일, 수정완료일: 2013년12월26일

이용하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. Kopf등^[5]은 여러 장의 영상 대신 영상의 깊이정보를 이용하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. 이러한 방법들은 같은 장소에서 각각 다른 편광 필터를 사용하거나 깊이 정보를 안개 값을 농도로 가정하는 제약이 있다.

최근에는 한 장의 영상만을 이용하여 안개를 제거하는 방법들이 연구되고 있다. Tan^[6]은 안개가 없는 깨끗한 영상은 안개가 있는 영상보다 높은 대비(contrast)를 가진다는 특성과 안개 값을 급격하게 변하지 않는다는 속성을 이용하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. Tan^[6]은 두 속성을 이용하여 Markov Random Field(MRF) 모델을 구성하였다. 그리고 Belief Propagation(BP)나 Graph Cut 등의 방법을 이용하여 안개가 제거된 영상을 얻었다. 그러나 이 방법은 과도한 대비 증가로 인한 포화 현상이 일어나며, 후광 효과가 발생하는 단점이 있다. Fattal^[7]은 일정 구간 내에 있는 반사율은 일정하다는 가정을 이용하여 안개를 제거하였다. 깨끗한 영상의 벡터 방향은 일정한 반사율에 비례한다. 전달량은 안개의 밀도와 깊이정보에 의존한다는 사실에 기반 하여 ICA(Independent Component Analysis)를 적용하였다. 그러나 이 방법은 안개가 짙은 영역에서는 제대로 된 결과 값을 구할 수 없을 뿐만 아니라 반사율이 일정하다는 가정이 틀리게 되면 계산이 복잡하게 된다.

He등^[8]은 Dark Channel Prior(DCP)를 이용한 안개 제거 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 안개가 없는 깨끗한 영상에서 일정 구간 내에 한 채널의 화소는 항상 0에 가까운 밝기를 가진다는 관측에 기반을 두고 있다. 이 관측은 대부분의 영상에서 적용되며, 매우 깨끗한 결과영상을 가질 수 있게 된다. 그러나 He 방법을 이용할 시 일부 영상에서는 블록현상이 일어나게 된다.

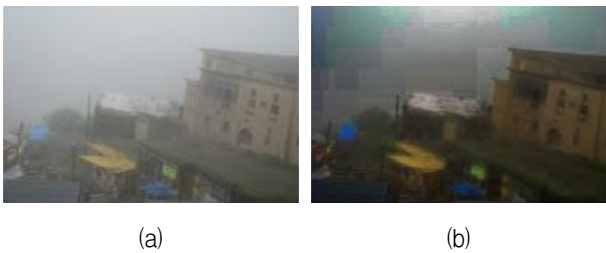


그림 1. 안개 제거 영상 및 결과 영상 (a) 원본 영상 (b) 블록현상이 발생한 안개 제거 결과
Fig. 1. Haze image and result (a) input image and (b) Result image with block artifacts.

이는 안개 제거 시 성능 감소의 원인이 된다. 그림 1(b) 영상을 보면 He 방법을 이용했을 시 나타나는 블록현상의 문제점을 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 HMRF-EM 알고리즘을 이용하여 매칭 시 발생하는 블록현상을 감소시키고 이를 통해 안개를 제거하고자 한다. He 등의 알고리즘과 제안하는 방법에 대해서는 다음 장에서 상세히 설명하겠다.

II. Dark Channel Prior(DCP)

한 장의 영상을 이용하여 안개를 제거할 때 공통적으로 안개 모델링 식을 이용한다.

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (1)$$

위의 식은 R,G,B 채널에 각기 정의 되어있다. 여기서 $I(x)$ 는 획득된 영상의 안개 값이며, $J(x)$ 원 영상의 밝기 값을 뜻한다. A 는 대기광을 나타내며, $t(x)$ 는 전달량(transmission)으로 산란되지 않은 빛이 카메라로 도달된 정도를 나타낸다. 따라서 안개제거는 영상 $I(x)$ 로부터 A , $t(x)$ 를 구하고 이를 이용하여 원 영상의 밝기값 $J(x)$ 를 구하는 것이다.

Dark Channel Prior^[8]은 간단한 관측에서부터 시작된다. 즉, 안개가 없는 깨끗한 영상의 일정 구간 내 한 채널의 화소는 항상 0에 가까운 밝기를 가진다.

$$J^{dark}(x) = \left[\min_{c \in rgb} \left(\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y)) \right) \right] \quad (2)$$

식 (2)에서 J^c 는 J 의 컬러 채널을 의미하고 $\Omega(x)$ 는 x 를 중심으로 하는 일정 구간을 의미한다. 관측에 의해 하일 영역을 제외한 영역에서의 J^{dark} 는 대부분 0의 값을 가진다. 즉, $J^{dark} \approx 0$ 이라고 놓을 수 있다. 여기서 우리는 A 가 주어졌다고 가정을 하고 일정 영역 $\Omega(x)$ 에서의 전달량 또한 일정하다고 가정을 한다. 영역에서의 전달량을 \tilde{t} 라 하고 식 (1)에 min 연산자를 취해주면

$$\min_{y \in \Omega(x)} (I^c(y)) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y)) + (1 - \tilde{t}(x))A^c \quad (3)$$

위 식을 A 로 나눠주면

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{J^c(y)}{A^c} \right) + (1 - \tilde{t}(x)) \quad (4)$$

그리고, 위 식을 rgb채널에 따라 min 연산자를 취해주면 아래식이 나온다.

$$\left[\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \right] = \left[\tilde{t}(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{J^c(y)}{A^c} \right) \right) + (1 - \tilde{t}(x)) \right] \quad (5)$$

식 (2)와 관측에 의해 J 가 들어간 항을 0으로 가정할 수 있으므로 우리는 최종적으로 아래의 식을 얻을 수 있다.

$$\tilde{t} = \left[1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \right] \quad (6)$$

하지만 위의 식은 일정 구간을 기반으로 계산되었기 때문에 영상의 경계와 불일치하는 블록문제가 발생하게 된다. He는 블록현상을 줄이기 위해 영역 범위를 15 X 15로 정하였다. 또한 매팅(matting) 기법을 통해 전달량을 정련함으로써 블록현상을 줄이려고 하였다.

블록현상을 줄이기 위해 He등은 안개 모델링 식과 Levin등^[9]이 제안한 Soft Matting Algorithm이 비슷하다는 점을 이용하여 전달량을 정련하였다. 정련된 전달량을 t 라 하자. $t(x)$ 와 $\tilde{t}(x)$ 와의 관계를 정의하면

$$E(t) = t^T L t + \lambda (t - \tilde{t})^T (t - \tilde{t}) \quad (7)$$

L 은 Levin이 제안한 Matting Laplacian Matrix이며 λ 는 정량화 변수이다. Laplacian Matrix의 요소 (i, j) 는 아래와 같이 정의된다.

$$k(i, j) \in w_k \left(\delta_{ij} - \frac{1}{|w_k|} \left(1 + (I_i - \mu_k)^T \left(\Sigma_k + \frac{\epsilon}{|w_k|} U_3 \right)^{-1} (I_j - \mu_k) \right) \right) \quad (8)$$

I_i 와 I_j 는 입력 영상 I 의 화소 i, j 의 색상이며 δ_{ij} 는 크로네커 델타, μ_k 와 Σ_k 는 w_k 색상의 평균과 공분산, U_3 는 3 X 3 항등행렬, ϵ 는 정량화 변수, $|w_k|$ 는 w_k 의 화소 수이다. 최적의 t 는 아래의 회박한 선형 시스템을 풀면 구할 수 있다.

$$5(L + \lambda U) t = \lambda \tilde{t} \quad (9)$$

U 는 L 과 같은 크기의 항등행렬이다. He등은 λ 를 10^{-4} 을 두고 부드러운 t 를 계산하였다. 하지만 매팅(matting) 방법을 이용하여 전달량을 정련한 영상들을

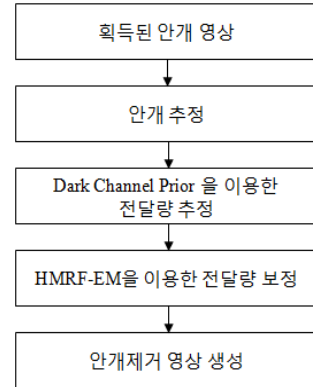


그림 2. 제안한 알고리즘의 순서도
Fig. 2. Flowchart of proposed algorithm.

보면 색이 일정한 영역에서는 제대로 된 블록제거 기능을 실행하지 못할뿐더러 안개가 완전히 제거된 깨끗한 영상도 얻지 못하는 현상을 볼 수 있다. 이런 문제점들을 보완하기 위해 본 논문에서는 Hidden Markov Random Field(HMRF)와 Expectation-Maximization(EM)을 이용한다.

III. 제안한 HMRF-EM을 이용한 매팅기법

본 논문에서는 Dark Channel Prior를 적용했을 때 나타나는 블록현상을 줄이고 여전히 남아있는 안개를 제거하기 위해 Quan Wang등^[10]이 제안한 HMRF-EM 알고리즘을 이용하였다. HMRF는 관측이 불가능한 상태를 관측이 가능한 상태로 추정하는 이중 확률처리 모델이다. 그리고 EM 알고리즘은 보이지 않는 잠재변수에 의존하는 확률모델에서 변수의 최대우도 추정치를 찾고자 하는 알고리즘이다. 기존 방법을 사용하면 하늘 영역과 같은 영역에서는 경계면이 전혀 없기 때문에 블록현상이 나타나게 된다. 이렇듯 경계면이 없는 영역에서 우리는 HMRF-EM 알고리즘을 적용하여 블록현상을 감소시키고자 한다. 안개분산을 통해 우리는 보다 더 안개가 제거된 깨끗한 영상을 얻을 수 있다. 그림 2는 제안하는 방법의 순서도이다. 먼저 입력 영상으로부터 대기광을 계산한다. 다음으로 Dark Channel Prior 기법을 이용하여 전달량을 추정한다. 추정된 전달량을 매팅 할 때 HMRF-EM 알고리즘을 이용하여 블록현상이 나타나는 문제점을 해결한다. 마지막으로 수정된 전달량을 이용하여 안개가 제거된 영상을 얻게 된다.

본 논문에서 이용한 HMRF-EM 알고리즘은 아래와

같다.

y_i 을 각 화소의 밝기로 하는 입력영상 $y = (y_1, \dots, y_N)$ 이 있다. HMRF를 이용해 우리는 labels $x = (x_1, \dots, x_n)$ 의 배열을 추론한다. $x_i \in L$ 이며 L 은 labels의 모든 가능한 수이다.

$$x^* = \underset{\chi}{\operatorname{argmax}} [P(y|x, \Theta)P(x)] \quad (10)$$

사전 확률 $P(x)$ 는 Gibbs 분포이며, 공동 우도 확률은

$$\begin{aligned} P(y|x, \Theta) &= \prod_i P(y_i|x_i, \Theta) \\ &= \prod_i P(y_i|x_i, \Theta_{x_i}) \end{aligned} \quad (11)$$

위 식에서 $P(y_i|x_i, \Theta_{x_i})$ 는 변수 $\Theta_{x_i} = (\mu_{x_i}, \sigma_{x_i})$ 의 가우시안 분포이다. $\Theta = [\Theta_l | l \in L]$ 은 EM 알고리즘을 이용해 얻은 변수집합이다. 변수집합을 구한 후 $\Theta_l = (\mu_l, \sigma_l)$ 변수를 이용해 가우시안 분포 함수 $G(z; \Theta_l)$ 을 나타내면,

$$G(z; \Theta_l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_l^2}} \left(-\frac{(z - \mu_l)^2}{2\sigma_l^2} \right). \quad (12)$$

HMRF-EM 알고리즘을 적용하기 위해서는 2가지의 가정이 필요하다. 첫 번째로, 이전 확률 분포를 아래와 같이 가정한다.

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (13)$$

위 식에서 $U(x)$ 는 이전 에너지 함수이다. 두 번째 가정으로는,

$$\begin{aligned} P(y|x, \Theta) &= \prod_i P(y_i|x_i, \Theta_{x_i}) \\ &= \prod_i G(y_i; \Theta_{x_i}) \\ &= \frac{1}{Z'} \exp(-U(y|x)). \end{aligned} \quad (14)$$

두 가정을 이용해서 HMRF-EM 알고리즘을 정의한다. 처음으로 초기 변수 $\Theta^{(0)}$ 을 설정한다. 그리고 확률 분포 $P^{(t)}(y_i|x_i, \Theta_{x_i})$ 를 계산한다. 설정해 두었던 $\Theta^{(0)}$ 을 이용하여 labels를 계산한다. 이 계산과정에서 MAP

Estimation을 이용한다.

$$\begin{aligned} x^{(t)} &= \underset{x \in \chi}{\operatorname{argmax}} [P(y|x, \Theta^{(t)})P(x)] \\ &= \underset{x \in \chi}{\operatorname{argmin}} [U(y|x, \Theta^{(t)}) + U(x)] \end{aligned} \quad (15)$$

다음으로, 모든 $l \in L$ 과 모든 화소 y_i 의 사후분포를 계산한다.

$$P^{(t)}(l|y_i) = \frac{G(y_i; \Theta_l)P(l|x_{N_i}^{(t)})}{P^{(t)}(y_i)} \quad (16)$$

$x_{N_i}^{(t)}$ 는 x_i 의 이웃 구성이다.

$$P^{(t)}(y_i) = \sum_{l \in L} G(y_i; \Theta_l)P(l|x_{N_i}^{(t)}) \quad (17)$$

이며,

$$P(l|x_{N_i}^{(t)}) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{j \in N_i} V_c(l, x_j^{(t)})\right) \quad (18)$$

이다. 마지막으로, $P^{(t)}(l|y_i)$ 을 이용하여 변수를 갱신하면

$$\mu_l^{(t+1)} = \frac{\sum_i P^{(t)}(l|y_i)y_i}{\sum_i P^{(t)}(l|y_i)}, \quad (19)$$

$$[\sigma_l^{(t+1)}]^2 = \frac{\sum_i P^{(t)}(l|y_i)(y_i - \mu_l^{(t+1)})^2}{\sum_i P^{(t)}(l|y_i)} \quad (20)$$

이미지 분할을 위해 HMRF-EM 알고리즘을 사용할 때, k-평균 알고리즘을 이용하여 분할을 하였다. 또한 Quan Wang은 경계선을 보존하기 위해 캐니(Canny) 경계 검출^[11], Sarkar-Boyer 경계 검출^[12], Berkeley 윤곽 검출^[13]과 같은 경계선 검출 알고리즘을 이용하였다. i 번째 화소가 경계선이면 $z_i = 1$, 그렇지 않으면 0인 이진 경계 맵 z 가 있다고 가정하자. 이제 우리는 아래와 같이 식을 수정할 수 있다.

$$x_i^{(k+1)} = \underset{l \in L}{\operatorname{argmin}} \left[U(y_i|l) + \sum_{j \in N_i, z_j = 0} V_c(l, x_j^{(k)}) \right]. \quad (21)$$

III. 실험

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 다양한 영상을 이용하여 기존 알고리즘과 제안하는 방법의 결과를 비교한다. 그림 3은 안개가 낀 영상 및 결과 영상의 히스토그램을 나타낸 것이다. 입력영상 3(c)의 경우 히스토그램이 안개 때문에 밝은 부분에서 많이 분포한다. 그에 반해 3(d)는 안개가 제거된 후의 결과이기 때문에 255 근처의 밝은 부분의 히스토그램이 낮아짐을 확

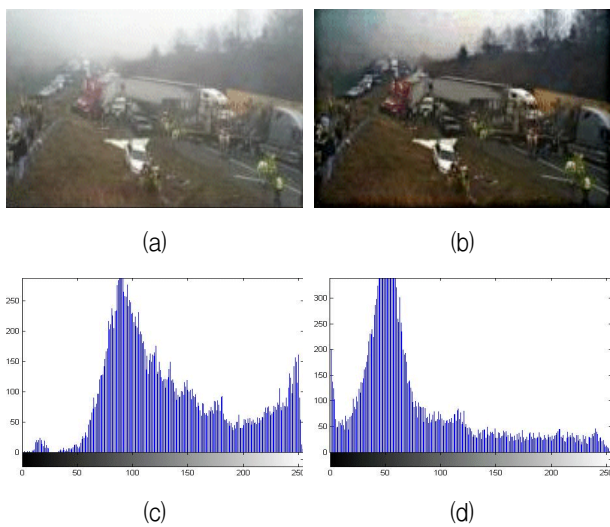


그림 3. 안개영상 및 결과 영상의 히스토그램 분포
(a) 원본영상 (b) 제안한 방법의 결과 영상
(c) (a)의 히스토그램 (d) (b)의 히스토그램

Fig. 3. Haze image and result (a) input image and (b) Result image with block artifacts.

인할 수 있다. 이 두 히스토그램을 비교함으로써 제안하는 방법이 안개를 효율적으로 제거한다는 사실을 확인할 수 있다. 그림 4는 He 방법을 이용한 결과영상과 제안하는 방법을 이용한 결과영상을 비교한 영상이다. 일단 영상에서 보면 He 방법을 이용한 4(b)영상에서는 블록현상이 생길 뿐 아니라 안개도 흐릿하게 지워진 것을 볼 수 있다. 또한 Bilateral filter in local contrast correction (BFLCC)^[14] 방법의 결과인 4(c)영상에서도 개선된 점을 찾아보기는 힘들다. 그러나 제안하는 방법을 사용한 4(d)에서는 블록현상도 제거되었으며 안개제거 성능도 향상되었음을 확인할 수 있다. 그림 4의 전달량 맵에서 4(b)의 전달량 맵은 물체의 경계선(edge)은 많이 살아나지만 블록현상이 발생하였으며 안개가 골고루 퍼지지 않았음을 확인할 수 있다. 4(c)에서 또한 큰 차이를 보이지 못하고 있다.

이에 반해 4(d)의 전달량 맵은 안개가 영상 전체에 퍼진 것을 볼 수 있으며 블록현상 또한 사라진 것을 볼 수 있다. 그림 5~그림 7은 성능 비교를 위해 매칭과정에서 BFLCC를 후처리로 사용한 영상들도 함께 보여주고 있다. He 방법을 이용한 영상 5(b)에서는 5(c)영상보다는 제거되었지만 램프 및 배경마을에 블록현상이 나타나는 것을 볼 수 있다. 반면 BFLCC를 이용한 5(c)영상에서는 전체적인 영상은 깔끔하게 나오지만 안개가 많이 남아 있는 모습을 볼 수 있다. 본 논문에서 제안하는 방법을 이용한 5(d)를 보면 안개가 가장 많이 제거되었으며 블록현상 또한 감소된 것을 확인할 수 있다.

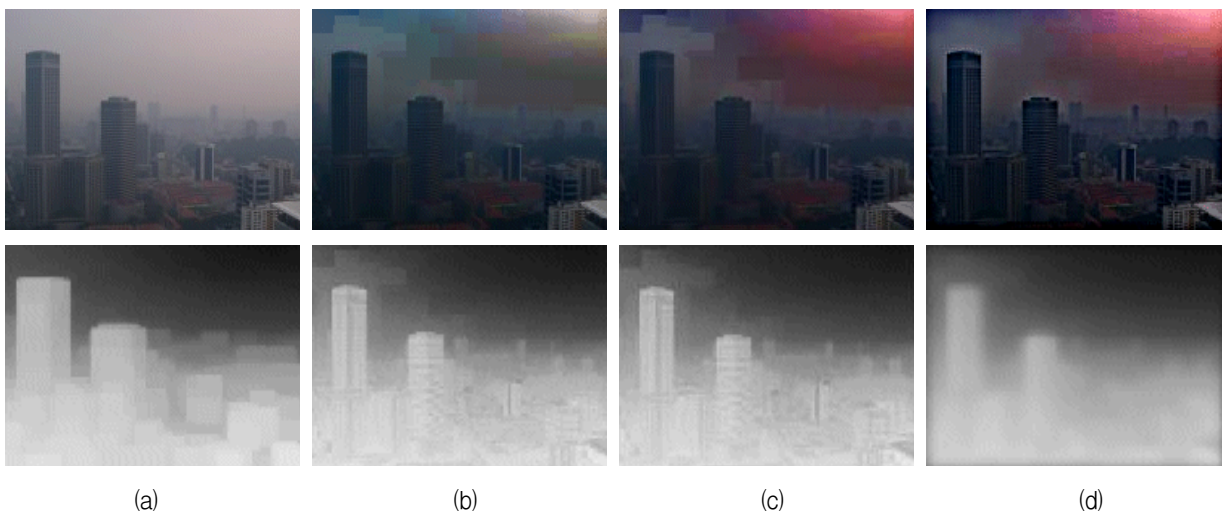


그림 4. 안개 낀 도시의 안개제거 결과 비교; (a) 원본 영상 (b) He 방법 (c) BFLCC 방법 (d) 제안한 방법

Fig. 4. Comparison of 'City' images; (a) input image (b) He method (c) BFLCC method and (d) proposed algorithm.



그림 5. 안개 낀 마을의 안개제거 결과비교. (a) 원본 영상 (b) He 방법 (c) BFLCC 방법 (d) 제안하는 방법
 Fig. 5. Comparison of 'Country' images; (a) input image (b) He method (c) BFLCC method and (d) proposed algorithm.



그림 6. 안개 낀 도로의 안개제거 결과비교. (a) 원본 영상 (b) He 방법 (c) BFLCC 방법 (d) 제안하는 방법
 Fig. 6. Comparison of 'Road' images; (a) input image (b) He method (c) BFLCC method and (d) proposed algorithm.

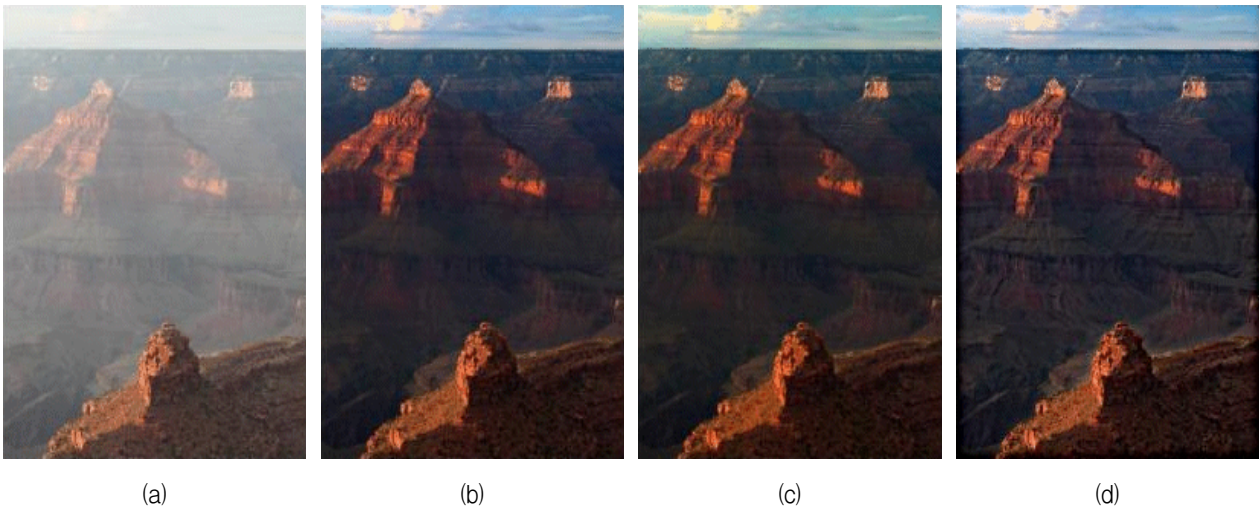


그림 7. 안개 낀 암벽의 안개제거 결과비교. (a) 원본 영상 (b) He 방법 (c) BFLCC 방법 (d) 제안하는 방법
 Fig. 7. Comparison of 'Rocks' images; (a) input image (b) He method (c) BFLCC method and (d) proposed algorithm.

그림 6에서는 도로 선 부분이나 차량에서 6(b)나 6(c) 영상보다 6(d)영상에서 상대적으로 많은 안개가 제거되었다. 그림 7은 안개 제거는 모든 알고리즘이 대부분

우수하지만 암벽의 디테일에 대한 결과를 비교해 보면 제안하는 방법을 이용한 7(d) 영상이 우수한 성능을 나타내었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 HMRF-EM 알고리즘을 적용하여 기존 알고리즘에서 발생하는 블록현상을 제거하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 연속적으로 일정한 색이 있는 영역에서 나타나는 블록현상을 최소한으로 줄였으며 이를 통해 안개제거 성능이 향상된 결과를 얻게 되었다. 그 결과 영상의 대비가 개선되고 보이지 않던 영상의 디테일이 향상되었다. 다양한 영상을 이용하여 검증함으로써 제안한 방법의 성능을 확인하였으며, 추후 제안하는 방법의 안개 제거 효과를 실시간 구현하기 위한 연구를 진행할 것이다.

REFERENCES

- [1] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan, and S. K. Nayar, "Instant dehazing of images using polarization," Proc. CVPR, pp. 325-332, Hawaii, USA, Dec. 2001.
- [2] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, "Chromatic framework for vision in bad weather," Proc. CVPR, pp. 598-605, SC, USA, June 2000.
- [3] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, "Contrast restoration of weather degraded image," IEEE trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 25, no. 6, pp. 713-724, June 2003.
- [4] S. K. Nayar and S. G. Narasimhan, "Vision in bad weather," Proc. ICCV, pp. 820-827, Kerkyra, Greece, Sep. 1999.
- [5] J. Korf, B. Neubert, B. Chen, M. Cohen, D. Cohen-Or, O. Deussen, M. Uyttendaele, and D. Lischinski, "Deep photo: Model-based photograph enhancement and viewing," Proc. SIGGRAPH Asia, Singapore, Dec. 2008.
- [6] R. Tan, "Visibility in bad weather from a single image," Proc. CVPR, pp. 1-8, Anchorage, USA, June 2008.
- [7] R. Fattal, "Single image dehazing," ACM Trans. Graphics, vol. 27, no. 3, Aug. 2008.
- [8] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single image haze removal using dark channel prior," Proc. CVPR, June 2009.
- [9] A. Levin, D. Lischinski, and Y. Weiss, "A closed form solution to natural image matting," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 30, no. 2, pp. 228-242, Feb. 2008.
- [10] Q. Wang. "Hmrf-em-image : Implementation of

the hidden markov random field and its expectation-maximization algorithm," arXiv: 1207.3510 [cs.CV], 2012.

- [11] J. Canny. "A computational approach to edge detection," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI vol. 8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
- [12] S. Sarkar and K. Boyer, "Optimal infinite impulse response zero crossing based edge detectors," CVGIP : Image Understanding, vol. 54, no. 2, pp. 224-243, Sep. 1991.
- [13] A. Saxena, S. Chung, and A. Ng. "3-d depth reconstruction from a single still image," International Journal of Computer Vision, vol. 76, no. 1, pp. 53-69, Jan. 2008.
- [14] Raimondo Schettini, Francesca Gasparini, Silvia Corchs and Fabrizio Marini, Contrast image correction method, Journal of Electronic Imaging vol. 19, no. 2, pp. 0230051-02300511, Apr. 2010.

저 자 소 개



이 민 혁(학생회원)
2009년 ~ 현재 창원대학교
제어계측공학과 재학
<주관심분야: 영상처리, 특징추출,
화질향상>



권 오 설(정회원)-교신저자
2002년 경북대학교 전자전기공학
부 학사
2004년 경북대학교 전자공학과
석사
2008년 경북대학교 전자공학과
박사
2008년~2010년 뉴욕대학교 박사후 연구원
2010년~2011년 삼성전자 책임연구원
2011년~현재 창원대학교 제어계측공학과
교수
<주관심분야: 영상신호처리, 영상시스템, 칼라신
호처리>