

특집논문-08-13-5-09

변형된 오차확산을 이용한 컬러 영상의 콘트라스트 개선

이 지원^{a)‡}, 박래홍^{a)}

Contrast enhancement of color images using modified error diffusion

Ji Won Lee^{a)‡} and Rae-Hong Park^{a)}

요 약

본 논문에서는 변형된 오차확산 (ED: error diffusion)을 이용한 새로운 컬러 영상의 콘트라스트 개선 (CE: contrast enhancement) 알고리즘을 제안하였다. 기존의 컬러 히스토그램 평활화 (HE: histogram equalization)를 하면 콘트라스트가 개선된 영상에 잘못된 윤곽선 (false contour)과 같은 왜곡 현상들 (artifacts)이 생긴다. 변형된 ED를 이용한 제안하는 CE 알고리즘은 HE 부분과 ED의 두 부분으로 나눌 수 있다. 첫 번째 부분에서는 기존의 HE 방법으로 낮은 콘트라스트를 갖는 입력 영상의 콘트라스트를 개선하였고 두 번째 부분에서는 제안한 변형된 ED를 사용하였다. 두 번째 부분의 입력들은 낮은 콘트라스트를 갖는 원래의 컬러 입력 영상과 HE 영상의 평균과 차 영상이다. 이 때 원래의 컬러 입력 영상과 HE 영상 간의 차는 스케일링되어 ED에 의해 주변으로 확산된다. 제안한 방법에서 변형된 ED 기법은 HE 영상에서 생긴 왜곡 현상을 줄이고 더 많은 수의 컬러 값을 사용할 수 있도록 한다. 낮은 콘트라스트를 갖는 많은 영상들에 대해 실험한 결과에서, 제안한 CE 알고리즘의 결과가 probability mass function 뿐만 아니라 시각적인 측면에서 더 좋은 화질을 가짐을 보였다. 제안한 CE 알고리즘은 낮은 콘트라스트의 컬러 입력 영상을 CE 하면서 동시에 왜곡 현상을 줄이기 위한 다양한 디스플레이 장치에서의 후처리 기법으로 사용될 수 있다.

Abstract

This paper proposes a novel contrast enhancement (CE) algorithm for color images using the modified error diffusion (ED). After conventional color histogram equalization (HE), artifacts such as false contours are produced in the contrast enhanced image. The proposed CE algorithm using the modified ED consists of two parts: CE and ED. In the first part, a low-contrast input image is enhanced by the conventional HE method. In the second part, we use the modified ED algorithm. The inputs of the second part are the average and scaled difference images of the original color input image and the HE image, in which the scaled color difference image is diffused by the ED algorithm. In the proposed algorithm, the modified ED algorithm reduces the artifacts produced in the HE image, and increases the number of color levels. Computer simulations with a number of low-contrast color images show the effectiveness of the proposed CE method in terms of the visual quality as well as the probability mass function. It can be used as a post-processing for CE with simultaneous artifact reduction in various display devices.

Keywords: artifacts, contrast enhancement, error diffusion, histogram equalization, false contour

1. 서 론

a) 서강대학교 전자공학과
Department of Electronic Engineering, Sogang University
‡ 교신저자 : 이지원(nkmission@sogang.ac.kr)

오늘날 디스플레이 장치 산업 분야에서는 더 나은 화질을 얻기 위한 경쟁이 치열하다. 컬러 영상의 화질 개선 알고

리즘들에는 더욱 선명한 색과 밝기의 영상을 얻고자 하는 콘트라스트 개선 (CE: contrast enhancement), 세부 개선 (detail enhancement), 컬러 개선 (color enhancement) 등의 방법들과 깨끗한 화질의 영상을 얻고자 하는 잡음 제거 (noise reduction), 왜곡 현상 제거 (artifacts reduction) 등 다양한 방법들이 있다. CE 알고리즘은 물체의 외곽선, 텍스처 등의 신호 성분은 보존하면서 원 영상 화소들의 밝기/색 값보다 더 넓은 범위 (dynamic range)의 밝기/색 값을 사용하도록 만들어주는 방법이다. 원영상보다 상대적인 콘트라스트를 크게 만들어 영상의 가시성을 향상시켜 더 선명하게 보이게 한다.

콘트라스트를 개선하여 화질을 개선하는 방법에는 영상 생성 모델 (image formation model)에 근거한 호모모ρφ 필터링 (homomorphic filtering)^[1], 멱함수 (power function)를 사용하는 감마 보정 (gamma correction)^[1, 2], 히스토그램 평활화 (HE: histogram equalization)^[3-6], 레티넥스 (retinex)^[7], HDR (high dynamic range) 기반 방법^[8] 등이 있다. HE 방법은 CE 알고리즘들 가운데 가장 대표적으로 많이 쓰는 방법이다. 일반적인 HE 방법^[1, 2]은 히스토그램을 평탄하게 하는 것이 아니라 밝기 값의 분포를 재배치하여 최소값에서 최대값 사이의 범위를 넓게 만들어 주기 때문에 간단하고 콘트라스트를 높이는 데 효과적이지만 영상의 밝기가 과도하게 변한다는 단점을 갖게 된다. 즉 넓은 영역을 차지하는 단순 배경의 대비가 과도하게 증가될 수 있고 좁은 영역의 단순 배경의 대비는 과도하게 감소될 수 있어 콘트라스트를 개선한 영상이 부자연스러운 경우가 많다. 이로 인해 잘못된 윤곽선 (false contour)와 같은 왜곡들 (artifacts)이 발생하게 된다. 또한 컬러 영상의 경우 콘트라스트가 개선된 영상의 정확한 색 재현에 어려움이 있다.

오늘날에는 디스플레이 장치가 대형화되어 감에 따라 과거에 두드러지지 않았던 이러한 문제점들이 눈에 많이 거슬리게 되었다. 잘못된 윤곽선과 같은 왜곡들을 제거하기 위해 디스플레이 장치에서의 후처리 화질 개선 알고리즘들에 대한 연구가 활발히 진행 중이다^[9].

본 논문에서는 낮은 콘트라스트를 갖는 컬러 영상의 CE 알고리즘을 제안하였다. 기존의 컬러 영상의 CE 알고리즘

에는 원래의 컬러 영상에는 없었던 잘못된 외곽선과 같은 새로운 왜곡 현상이 생기는 문제점이 있다. 제안한 CE 알고리즘은 변형된 스칼라 오차 확산 기법 (ED: error diffusion)을 이용해 기존의 CE 알고리즘이 갖는 이러한 문제를 줄여 줌으로써 더 나은 화질의 영상을 얻는다. 이 방법은 흑백 영상에 대해 개발된 방법^[10]을 컬러 영상을 입력으로 하는 경우로 확장하여 제안한 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 칼라 CE 알고리즘에 대해서 설명하고 III장에서는 기존의 오차 확산 기법과 제안한 콘트라스트 개선 방법을 설명한다. IV장에서는 실험 결과와 이의 토의를 보이고 V장에서는 결론과 추후과제에 대해 언급한다.

II. 기존의 칼라 CE 알고리즘

기존의 CE 방법 중 pmf (probability mass function)를 사용하는 HE 방법은 전형적인 화질 개선 방법이다. HE 방법은 흑백 영상에 대해 입력 영상의 화소 값이 모든 밝기 값에 고르게 분포하도록 만드는 방법으로 누적분포함수 (cdf: cumulative distribution function)을 밝기변환함수 (GLTF: gray level transform function)로 사용한다^[11].

입력영상 I 의 pmf는

$$f(I_k) = P\{I(i,j) = k\} = \frac{N_k}{N} \quad (1)$$

으로 정의되며, 여기서 I_k 는 밝기 값 k 를 갖는 입력 영상의 화소를 의미하며, $I(i,j) \in [0, L-1]$ 는 입력영상의 (i,j) 위치에서의 화소 값을 의미한다. L 은 입력 영상에서 사용하는 총 밝기 값 레벨을 나타내며 여기서 $L=256$ 이다. N 은 입력 영상의 총 화소 수를 나타내며 N_k 은 밝기 값 k 를 갖는 화소의 총 개수를 의미한다. 식 (1)로 나타낸 pmf는 정규화된 히스토그램 (normalized histogram)이다. 영상의 히스토그램은 영상을 구성하는 콘트라스트 및 밝기 값의 분포를 나타낸다. 콘트라스트는 히스토그램에서 가장 어두운 영역부터 가장 밝은 영역까지의 범위를 나타내는 것으로 영상의 콘트라스트가 증가하면 에지 성분, 컬러 성분 등의 영상에

담긴 정보를 좀 더 상세하게 볼 수 있다.

히스토그램을 이용해 입력 영상의 화소 값을 재배치하기 위해 사용하는 GLTF $F(I_k)$ 는

$$F(I_k) = \sum_{i=0}^k f(i) = \sum_{i=0}^k \frac{N_i}{N} \quad (2)$$

로 정의되며, 여기서 I_k 는 밝기 값 k 를 갖는 입력 영상의 화소를 의미한다.

컬러 영상의 HE 방법은 RGB (red, green, blue) 컬러 공간 (color space) 혹은 YCbCr, YIQ, YUV, HSI (hue, saturation, intensity) 등 다른 컬러 공간 등에서 하는 방법이 있다. RGB 컬러 공간에서의 HE 방법은 각각 RGB 컬러 성분을 따로 HE하는 방법과 3차원 히스토그램을 이용해 HE를 수행하는 방법이 있다. YCbCr, YIQ 등의 컬러 공간에서는 Y 성분의 히스토그램을 사용해 구한 GLTF로 밝기 성분에 대해서 HE를 수행한다. HSI 컬러 평면에서는 I (intensity) 성분의 히스토그램만을 사용해 GLTF로 HE를 수행하거나 I와 S (saturation) 성분의 히스토그램을 사용해 HE 방법으로 CE를 해준다.

1. 세 개의 컬러 성분들 (RGB)에 대해 각각 평활화하는 방법^[3]: HE I

세 개의 컬러 성분들 각각에 대해 HE를 수행하는 방법은 컬러 CE 방법들 중 가장 간단한 방법이다. 컬러 성분 각각에 대해 히스토그램을 구해 각각 HE를 수행하게 되면 CE 이후에 원래의 입력 영상에서의 컬러와 다른 컬러의 결과 영상을 얻게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 RGB 컬러 성분의 평균값으로 식 (1)의 pmf를 구하고 식 (2)의 GLTF로 세 컬러 성분에 대해 HE를 수행할 때 원래의 컬러가 달라지는 문제를 어느 정도 해결할 수 있다. 세 개의 컬러 성분을 갖는 컬러 영상에 대한 pmf f_X 는

$$f_X(x_k) = P\{X(i,j) = x_k\} = \frac{N_k}{N} \quad (3)$$

으로 정의되며, x_k 는 밝기 값 k 를 갖는 세 개의 컬러 성분

중 한 컬러의 화소 값을 의미하며 $X(i,j) \in [0, L-1]$ 이며, X 는 화소의 밝기 값으로 확률 변수를 나타낸다. 마찬가지로 컬러 영상의 히스토그램을 이용해 입력 영상의 화소 값을 재배치하기 위해 사용하는 GLTF $F_X(x_k)$ 는

$$F_X(x_k) = P\{X \leq x_k\} = \sum_{i=0}^k f(x_i) \quad (4)$$

으로 정의된다.

2. Y성분에 대해 평활화하는 방법^[1, 2]: HE II

컬러 영상의 HE 방법 중 가장 일반적인 방법은 YCbCr 컬러 평면에서 Y 성분에 대해 HE를 수행하는 방법이다. II.1 절에서 설명한 RGB 각각의 컬러 성분을 평활화할 때 원래의 컬러가 달라지는 문제를 해결하기 위해 세 컬러 성분의 평균값을 이용해도 문제가 여전히 남아 있다. 이 문제를 줄이기 위해 RGB 컬러 평면에서 밝기 성분 (luminance) 과 컬러 성분 (chrominance) 성분을 분리하는 YCbCr 컬러 평면에서 HE를 수행하는 방법이 있으나 이 방법 또한 HE 이후에 평탄 영역에서 왜곡현상이 발생하며 평활화되는 정도가 충분하지 않다.

III. 제안하는 변형된 오차확산을 이용한 컬러 CE 방법

본 장에서는 변형된 ED를 이용한 컬러 CE 알고리즘을 제안한다. 변형된 ED는 CE를 적용한 이후 평탄한 영역에서 발생하는 잘못된 외곽선과 같은 왜곡현상을 줄여주는 역할을 한다.

1. 기존의 ED 알고리즘

기존의 ED 알고리즘은 Floyd와 Steinberg에 의해 처음으로 제안되었다^[11]. 그림 1은 기존의 ED 알고리즘을 보여준다. 그림 1(a)는 기존의 ED 알고리즘의 블록도를 보여준다.

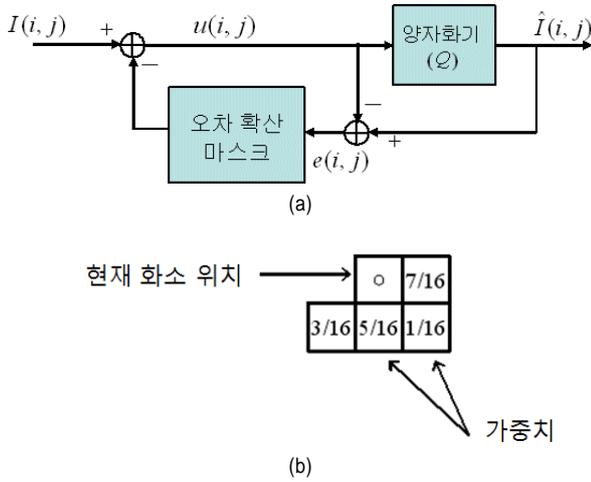


그림 1. 기존의 ED 알고리즘 [11]. (a) 블록도, (b) Floyd와 Steinberg의 ED 마스크

Fig. 1. Conventional ED method [11]. (a) block diagram, (b) Floyd and Steinberg's ED mask

기존의 ED 알고리즘은 화소의 이진화로 인해 생긴 양자화 오차를 주변의 화소로 확산시키는 방법이다. 양자화 오차는 ED 마스크에 의해 적합한 가중치가 곱해져 주변 화소로 확산된다. 그림 1(b)는 Floyd와 Steinberg의 ED 마스크를 보여준다. 이 외에도 Jarvis와 Roberts^[12]와 Stucki^[13] 등의 ED 마스크들이 있다. 에지 (edge)나 텍스처 (texture)와 같은 영상의 세밀한 부분을 개선하여 더 나은 화질의 영상을 얻고자 하는 ED 알고리즘 연구가 계속해서 진행되고 있다^[14, 15].

기존의 ED 알고리즘은

$$u(i,j) = I(i,j) - \sum_{(m,n) \in \Omega} h(m,n)e(i-m,j-n) \quad (5)$$

$$\hat{I}(i,j) = Q[u(i,j)] = \begin{cases} L-1, & u(i,j) \geq \frac{L}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$e(i,j) = \hat{I}(i,j) - u(i,j) \quad (7)$$

으로 정의되며, 여기서 $u(i,j)$, $e(i,j)$, $\hat{I}(i,j)$ 은 상태 변수 (state variable), 양자화 오차, 이진화된 영상의 화소 값을 각각 의미하며, $h(i,j)$ 는 ED 마스크의 가중치를 나타낸다.

오른 주변 화소들의 집합을 나타내고 $Q[\cdot]$ 은 양자화기를 의미한다. 이렇게 하여 현재 화소를 양자화 할때 발생하는 양자화 오차 $e(i,j)$ 를 ED 마스크의 가중치를 곱해 주변 화소들에 적절히 분산시켜 평균 오차가 영 (zero)이 되게 하는 만들어 준다.

이러한 ED 알고리즘을 컬러 영상에 적용시키는 방법에는 각각의 컬러 성분들 간의 상관관계 (correlation)를 고려하지 않고 독립적으로 양자화 오차를 확산시키는 스칼라 (scalar) ED 알고리즘^[16]과 컬러 성분들 간의 상관관계를 고려해 벡터 (vector) 컬러 공간에서 양자화 오차를 확산시키는 벡터 ED 알고리즘^[17]이 있다. 본 논문에서는 각각의 컬러 성분들에 대해 독립적으로 양자화 오차를 확산시키는 스칼라 ED 알고리즘을 확장하여 양자화 레벨 (quantization level)을 다중 레벨 (multi-level)로 하여 적용하였다.

2. 변형된 ED 기법을 이용한 제안한 컬러 CE 알고리즘

제안한 CE 알고리즘은 변형된 ED 알고리즘을 사용해 원래의 영상과 콘트라스트를 개선한 영상 간의 차이 값을 ED 마스크를 사용해 주변 화소들에 확산시킨다. 이렇게 함으로써 기존의 HE 알고리즘에서 콘트라스트를 개선할 때 발생하는 잘못된 외곽선과 같은 왜곡 현상들을 줄여줄 수 있으며 사용하는 화소 값의 개수를 증가시킬 수 있다.

그림 2는 제안한 방법의 전체 블록도이다^[10]. 제안한 방법의 첫 번째 부분에서는 낮은 콘트라스트를 갖는 입력 영상을 컬러 HE 알고리즘을 사용해 콘트라스트를 개선하여 최종적으로 원래의 입력 영상과 HE된 영상을 가지고 왜곡 현상들이 줄어든 향상된 화질의 CE된 출력 영상을 얻게 된다. 두 번째 부분에서는 변형된 스칼라 ED 알고리즘을 각각의 컬러 성분에 적용한다. 두 번째 부분의 입력들은 낮은 콘트라스트를 갖는 입력 영상과 기존의 컬러 HE 방법을 이용해 콘트라스트를 개선한 영상 간의 평균 영상 $\bar{I}(i,j,k)$ 과 스케일링된 차 영상 $\Delta I(i,j,k)$ 이다. 평균 영상과 스케일링된 차 영상은 각각

$$\Delta I(i,j,k) = \frac{\tilde{I}(i,j,k) - I(i,j,k)}{2} \quad (8)$$

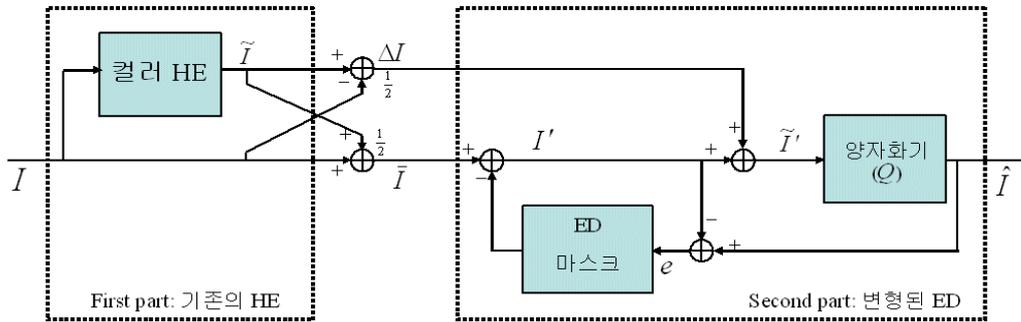


그림 2. 제안하는 방법의 전체 블록도
 Fig. 2. Block diagram of the proposed CE algorithm

$$\bar{I}(i,j,k) = \frac{\tilde{I}(i,j,k) + I(i,j,k)}{2} \quad (9)$$

으로 정의되며, 여기서 $I(i,j,k)$ 은 낮은 콘트라스트의 컬러 입력 영상을 나타내고 $\tilde{I}(i,j,k)$ 은 HE 방법에 의해 콘트라스트가 개선된 컬러 영상을 의미한다.

변형된 ED 알고리즘은

$$e(i,j,k) = \tilde{I}(i,j,k) - I'(i,j,k) \quad (10)$$

$$I'(i,j,k) = \bar{I}(i,j,k) - \sum_{(m,n) \in \Omega} h(m,n)e(i-m,j-n,k) \quad (11)$$

$$\tilde{I}'(i,j,k) = \hat{I}(i,j,k) + \Delta I(i,j,k) \quad (12)$$

$$\hat{I}(i,j,k) = Q[\tilde{I}'(i,j,k)] \quad (13)$$

으로 정의되며, 여기서 $e(i,j,k)$ 은 ED 알고리즘에 의해 확산되는 차이 값이다. $I'(i,j,k)$ 은 상태 변수를 의미하고 $\tilde{I}'(i,j,k)$ 은 양자화기 $Q[\cdot]$ 에 의해 양자화될 영상을 나타낸다. 기존의 ED 알고리즘에서 양자화기의 입력은 상태변수이다. 그러나 제안한 방법에서는 양자화기의 입력은 상태변수에 식 (8)에서 구한 스케일링된 차이를 더한 값이다. 기존의 ED 알고리즘은 양자화기의 출력과 상태 변수의 차이 값을 양자화 확산 마스크를 이용해 주변 화소로 오차를 확산시키기 때문에 입력 영상과 ED 알고리즘은 출력 영상의 평균 계조 값은 동일하게 유지된다. 그러나 제안한 방법에서는 HE 이후 낮은 콘트라스트의 컬러 입력 영상과 HE

영상 간의 스케일링된 차이 값 $e(i,j,k)$ 를 ED 마스크의 가중치를 곱해 주변 화소들에 적절히 분산시키기 때문에 입력과 출력의 평균 계조 값이 유지되지 않는다. 식 (11)은 오차 확산 마스크의 계수가 식 (10)으로 정의된 오차가 확산되는 것을 보여준다. 이와 같이 제안한 방법은 원래의 컬러 입력 영상과 HE 영상 간의 스케일링된 차이 값 $e(i,j,k)$ 이 주변 화소에 분산되므로 주변 화소 값들과의 차이가 줄게 되어 평탄 영역에서 잘못된 외곽선과 같은 왜곡 현상을 줄일 수 있다. 제안한 방법의 최종 출력 $\hat{I}(i,j,k)$ 은 양자화기에서 정한 밝기 값 레벨에 의해 양자화된 멀티 레벨 영상이다. 따라서 제안한 방법은 양자화기에서 정한 양자화 레벨 수에 따라 최종 출력 영상의 bit-depth를 조절할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 토의

본 논문에서는 낮은 콘트라스트를 갖는 컬러 영상에 대해 기존의 HE 방법들과 제안한 CE 방법을 적용하였다. 두 개의 테스트 영상에 대해 실험한 결과를 보이고 기존의 방법 두 가지와 제안한 방법에 의한 CE 결과 영상을 비교하였다. 영상 평면에서 컬러의 상태와 평탄 영역을 확대하여 보였으며 에지 검출과 RGB 컬러 공간에서의 화소값의 엔트로피 분포를 보였다. 엔트로피는

$$H(x_{c_1}, x_{c_2}, x_{c_3}) = - \sum_{x_1} \sum_{x_2} \sum_{x_3} P(x_{c_1}, x_{c_2}, x_{c_3}) \times \log_2 P(x_{c_1}, x_{c_2}, x_{c_3}) \quad (14)$$

로 계산하였고, $P(x_{c_1}, x_{c_2}, x_{c_3})$ 은 결합 (joint) pmf 값으로

RGB 컬러 공간에서의 결합 엔트로피 (joint entropy)를 사용하였다^[3].

그림 3은 테스트 영상 1 (500×328)의 결과 영상들을 보여준다. 그림 3(a)는 원래의 콘트라스트를 갖는 원영상을 보여준다. 그림 3(b)는 하위 레벨의 밝기 값을 갖는 낮은 콘트라스트의 건물 외관 영상을 보여준다. 그림 3(c)는 HE I 방법에 의해 콘트라스트가 개선된 결과 영상으로 본래의 벽의 색깔을 잃어버린 것을 볼 수 있다. 그림 3(d)는 Y 성분에 대해 HE를 한 결과 영상이며 그림 3(e)는 제안한 방법으로 HE를 한 결과 영상이다.

그림 4는 그림 3의 영상들을 각각 RGB 컬러 공간에서 화소 값의 분포를 보여준다. 그림 4(a)는 원래의 콘트라스트를 갖는 원영상의 화소 값 분포를 보여준다. 그림 4(b)는 낮은 콘트라스트를 갖는 그림 3(a)의 RGB 컬러 공간에서 화소 값 분포로 매우 좁은 영역에만 화소 값이 분포함을 볼 수 있다. 즉, 적은 개수의 컬러 값만을 사용한다. 또한 그림 4(b)의 RGB 컬러 분포를 보면 영상의 컬러 분포가 R과 G에 비해서 B의 동적 범위 (dynamic range)가 좁은 것을 볼 수 있다. 그림 4(c)와 4(d)는 각각 그림 3(c)와 3(d)의 RGB 컬러 공간에서 화소값의 분포로 그림 4(b)보다 넓은 영역에 분포함을 보여준다. 그러나 그림 4(c)의 경우는 원래 입력 영상의 RGB가 갖는 동적 범위 특성이 변해 B의 동적 범위가 다른 컬러 성분들에 비해 더 과도하게 펼쳐진 것을 볼 수 있다. 이러한 문제점 때문에 그림 3(c)에서 건물의

트를 갖는 원영상의 화소 값 분포를 보여준다. 그림 4(b)는 낮은 콘트라스트를 갖는 그림 3(a)의 RGB 컬러 공간에서 화소 값 분포로 매우 좁은 영역에만 화소 값이 분포함을 볼 수 있다. 즉, 적은 개수의 컬러 값만을 사용한다. 또한 그림 4(b)의 RGB 컬러 분포를 보면 영상의 컬러 분포가 R과 G에 비해서 B의 동적 범위 (dynamic range)가 좁은 것을 볼 수 있다. 그림 4(c)와 4(d)는 각각 그림 3(c)와 3(d)의 RGB 컬러 공간에서 화소값의 분포로 그림 4(b)보다 넓은 영역에 분포함을 보여준다. 그러나 그림 4(c)의 경우는 원래 입력 영상의 RGB가 갖는 동적 범위 특성이 변해 B의 동적 범위가 다른 컬러 성분들에 비해 더 과도하게 펼쳐진 것을 볼 수 있다. 이러한 문제점 때문에 그림 3(c)에서 건물의

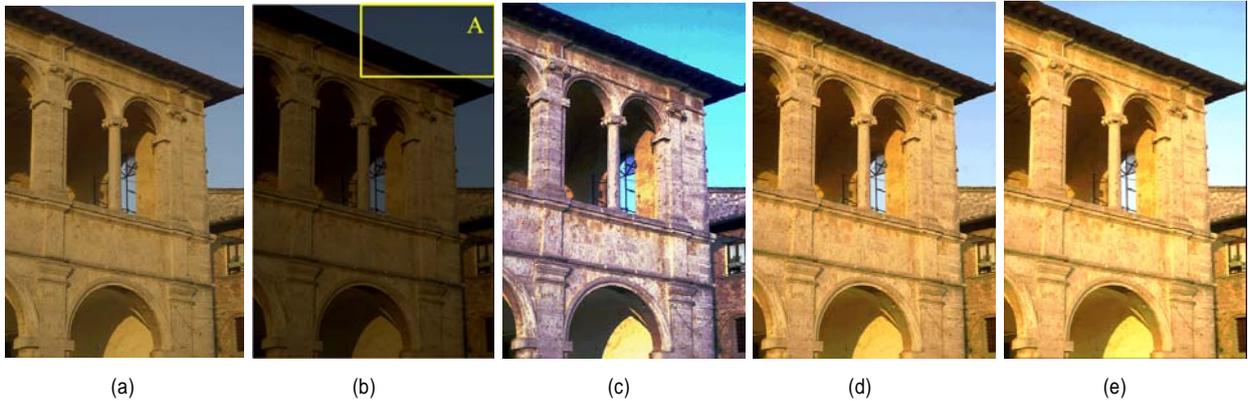


그림 3. 실험 결과 (테스트 영상 1, 500×328). (a) 원영상, (b) 낮은 콘트라스트의 입력 영상, (c) HE I의 결과 영상, (d) HE II의 결과 영상, (e) 제안한 방법의 결과 영상

Fig. 3. Result images (test image 1). (a) original image, (b) low contrast input image, (c) HE I image, (d) HE II image, (e) enhanced image using the proposed method

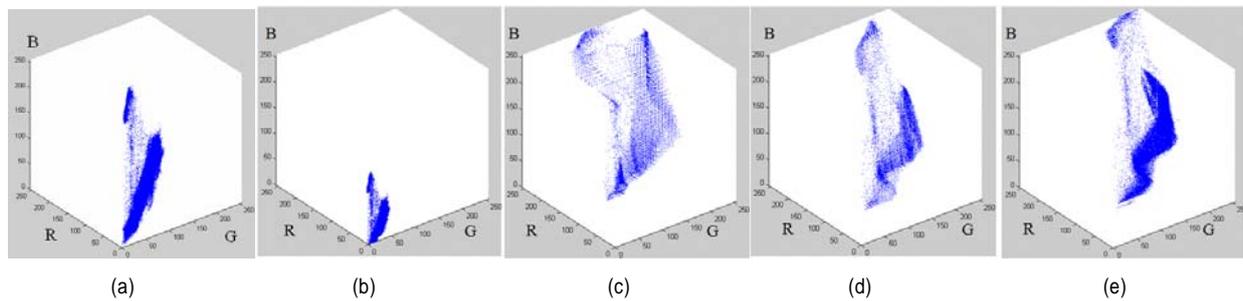


그림 4. RGB 컬러 공간에서의 화소 값 분포 (테스트 영상 1). (a) 원영상, (b) 낮은 콘트라스트의 입력 영상, (c) HE I의 결과 영상, (d) HE II의 결과 영상, (e) 제안한 방법의 결과 영상

Fig. 4. Distribution of the pixel values in the RGB color space (test image 1). (a) original image, (b) low contrast input image, (c) HE I image, (d) HE II image, (e) enhanced image using the proposed method

컬러가 원래 입력 영상에 비해 더 파랗게 보이는 것을 알 수 있다. 그림 4(e)는 그림 3(e)의 RGB 컬러 공간에서 화소 값의 분포를 보여준다. 그림 4(d)와 4(e)의 화소 값의 분포 형태는 그림 4(b)의 화소 값 분포 형태가 유지되었지만 그림 4(c)는 분포 형태가 다르게 흩어진 것을 알 수 있다. 결론적으로 HE I 방법은 원영상보다 콘트라스트는 개선 후에 컬러가 잘못된 값을 갖는 문제가 있으나 제안한 방법은 본래의 컬러를 유지하면서 콘트라스트가 개선됨을 알 수 있다.

그림 5는 그림 3(b)의 영역 A를 확대한 결과 영상을 보여준다. 그림 5(a), 그림 5(b), 그림 5(c)와 그림 5(d)는 각각 그림 3(b), 그림 3(c), 그림 3(d)와 그림 3(e)의 평탄 영역인 하늘 부분을 확대한 영상이다. 여기서 그림 5(b)와 그림 5(c)의 하늘에서 그림 5(a)의 평탄 영역인 하늘에서는 보이지 않던 잘못된 외곽선이 생긴 것을 볼 수 있다. 낮은 콘트라스트를 갖는 영상을 HE 함으로써 화소 값들이 넓은 영역에 분포하게 되어 콘트라스트는 개선된다. 하지만 평탄 영

역과 같이 밝기 값이 서서히 변해야 하는 영역에서 원영상의 경우는 화소 값들이 차이가 적지만 콘트라스트 개선 이후에는 화소 값들이 커지게 되어 이러한 문제가 발생하였다. 그러나 그림 5(d)에서는 오차 확산 기법을 이용해 낮은 콘트라스트의 입력 영상과 기존의 컬러 HE 방법을 이용해 콘트라스트를 개선한 영상 간의 차이를 주변 화소들에 확산시켜 주기 때문에 평탄 영역에서 화소 값들이 서서히 변하도록 조절되어 잘못된 외곽선이 줄어든 것을 볼 수 있다.

그림 6은 그림 5의 영상에서 Sobel 에지 검출 방법을 이용해 에지 검출 결과를 보여준다. 에지 검출을 위해 임계값은 $T=3$ 을 사용하였다. 그림 6(a)는 낮은 콘트라스트의 원영상의 에지 검출 결과로 에지로 검출된 화소의 수는 1,894개로 하늘 부분에 외곽선이 전혀 보이지 않는다. 그림 6(b)와 그림 6(c)는 각각 그림 5(b)와 그림 5(c)의 에지 검출 결과로 하늘 부분에서 외곽선이 생긴 것을 볼 수 있다. 그림 6(b)와 그림 6(c)에서 에지로 검출된 화소의 개수는 각각 13,402개

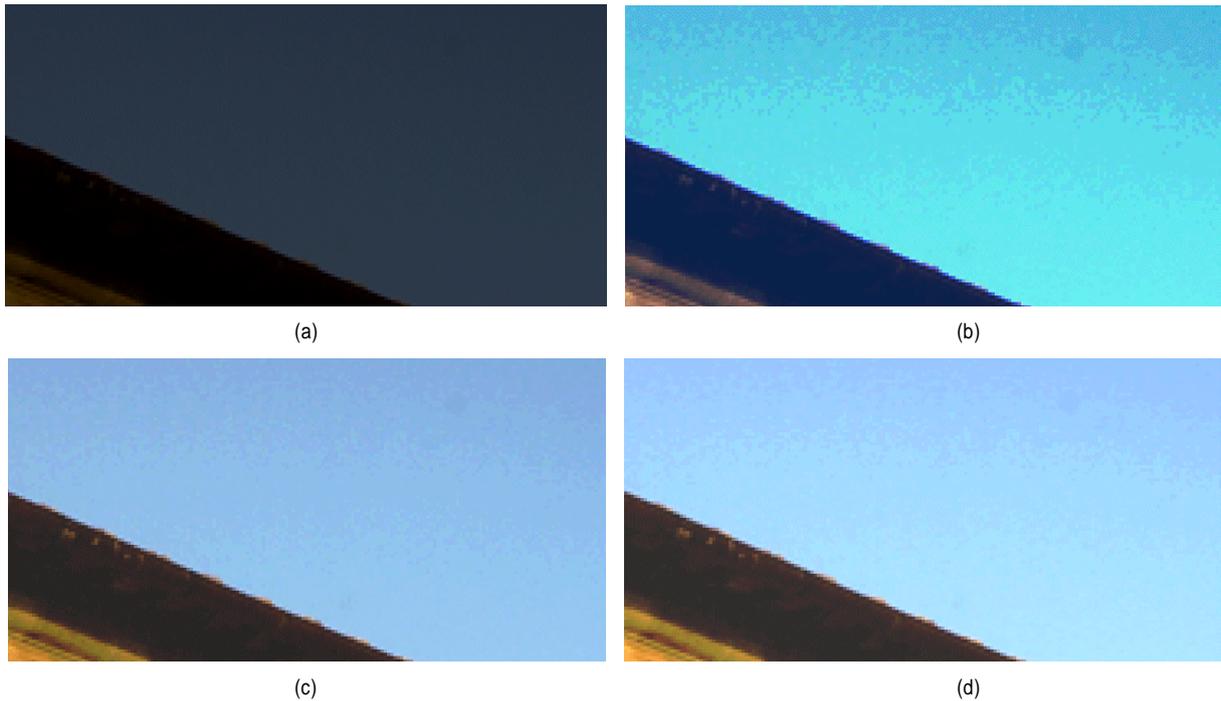


그림 5. 확대한 실험 결과 (테스트 영상 1의 영역 A). (a) 낮은 콘트라스트의 입력 영상, (b) HE I의 결과 영상, (c) HE II의 결과 영상, (d) 제안한 방법의 결과 영상
 Fig. 5. Enlarged result images (region A of test image 1). (a) low contrast input image, (b) HE I image, (c) HE II image, (d) enhanced image using the proposed method

와 11,434개이다. 이는 잘못된 외곽선으로 콘트라스트 개선 이후 평탄 영역에서 왜곡 문제가 발생한 것을 보여준다. 그림 6(d)는 그림 5(d)의 에지 검출 결과로 에지로 검출된 화소의 개수는 7,679개로 그림 6(b)와 그림 6(c)보다 하늘

부분에서 보이는 잘못된 외곽선이 줄어든 것을 볼 수 있다. 제안한 변형된 오차 확산 기법을 이용한 컬러 CE 알고리즘은 낮은 콘트라스트의 입력 영상과 기존의 컬러 HE 방법을 이용해 콘트라스트를 개선한 영상 간의 차 영상을 오차 확

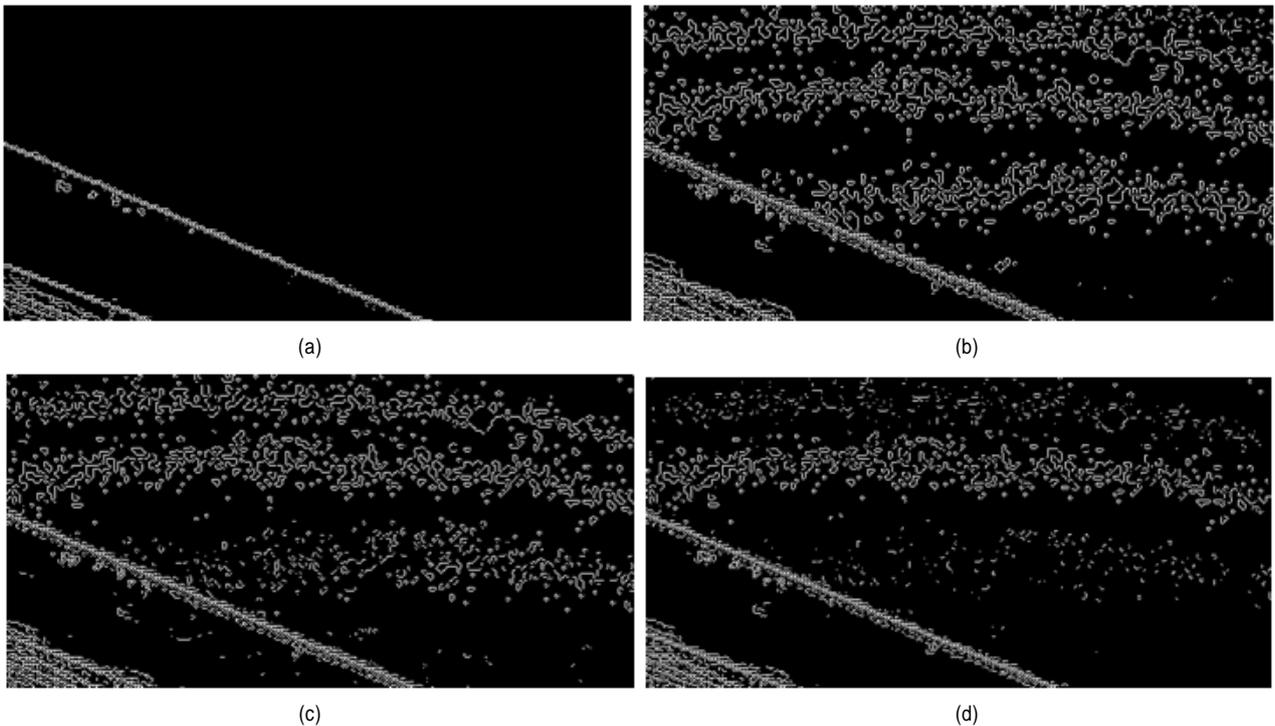


그림 6. 그림 5의 에지 검출 결과 ($T = 3$). (a) 낮은 콘트라스트의 입력 영상 (1,894개), (b) HE I의 결과 영상 (13,402개), (c) HE II의 결과 영상 (11,434개), (d) 제안한 방법의 결과 영상 (7,679개)
 Fig. 6. Edge detection of Fig. 5. (a) low contrast input image (1,894), (b) HE I image (13,402), (c) HE II image (11,434), (d) enhanced image using the proposed method (7,679)



그림 7. 실험 결과 (테스트 영상 2, 522x574). (a) 원영상, (b) 낮은 콘트라스트의 입력 영상, (c) HE I의 결과 영상, (d) HE II의 결과 영상, (e) 제안한 방법의 결과 영상.
 Fig. 7. Result images (test image 2, 522x574). (a) original image, (b) low contrast input image, (c) HE I image, (d) HE II image, (e) enhanced image using the proposed method.

산 기법을 이용해 주변 화소들에 확산시켜 주기 때문에 잘못된 외곽선이 줄어든다.

그림 7은 테스트 영상 2 (522×574)의 실험 결과를 보여준다. 그림 7(a)는 원래의 콘트라스트를 갖는 원영상을 보여준다. 그림 7(b)는 상위 레벨의 밝기 값을 갖는 낮은 콘트라스트의 자연 영상을 보여준다. 테스트 영상 2의 툴립과 같은 자연 영상들에 대해 사람은 어떤 컬러 영상인지 미리 인지하고 있다. 따라서 콘트라스트 개선 후에 원래의 컬러를 유지하는 것이 중요하다. 그림 7(c)는 HE I 방법에 의해 콘트라스트가 개선된 결과 영상으로 본래의 툴립 색깔을 잃어버린 것을 볼 수 있다. 즉, RGB 각각의 컬러 성분을 개별적으로 HE 하는 방법은 가장 간단하지만 원래의 색깔을 잃어버리는 문제를 갖는다. 그림 7(d)는 Y 성분에 대해 HE를 한 결과 영상이며 그림 7(e)는 제안한 방법으로 HE를 한 결과 영상이다. 제안한 방법은 컬러 값을 유지하면서 본래의 질감이나 구조를 그대로 유지하고 있는 것을 볼 수 있다. 즉 텍스처나 에지 성분이 그대로 살아 있다.

그림 8은 그림 7의 영상들을 각각 RGB 컬러 공간에서 화소 값의 분포를 보여준다. 그림 8(a)는 원래의 콘트라스트를 갖는 원영상의 화소값 분포를 보여준다. 그림 8(b)는 그림 7(b)의 영상에서 볼 수 있듯이 낮은 콘트라스트를 갖는 영상으로 RGB 컬러 공간에서 매우 좁은 영역에만 화소 값이 분포함을 볼 수 있다. 또한 테스트 영상 1의 경우와 마찬가지로 그림 8(b)의 RGB 컬러 분포를 보면 영상의 컬러

분포가 R과 G에 비해서 B의 동적 범위가 좁은 것을 볼 수 있다. 그림 8(c)와 8(d)는 각각 그림 7(c)와 7(d)의 RGB 컬러 공간에서 화소값의 분포로 그림 8(b)보다 넓은 영역에 분포함을 보여준다. 그림 3에서 의 문제와 같이 그림 7(c)에서 툴립의 컬러가 원래 입력 영상에 비해 더 과량하게 보이는 것을 알 수 있다. 그림 8(c)는 그림 7(c)의 RGB 컬러 공간에서의 화소값의 분포로 그림 8(b)보다 넓은 영역에 분포함을 보여준다. 그림 8(d)와 8(e)는 각각 그림 7(d)과 7(e)의 RGB 컬러 공간에서 화소 값의 분포를 보여준다. 그림 8(d)와 8(e)의 화소 값의 분포 형태는 그림 8(b)의 분포 형태가 유지되면서 그 차지하는 영역이 넓어진 형태를 보여준다. 반면에 그림 8(c)는 원영상의 화소값 분포인 그림 8(b)의 화소 값 분포 형태와 다르게 흩어진 것을 알 수 있다. 따라서 결론적으로 HE I 방법은 원영상보다 콘트라스트는 개선 후에 컬러가 잘못된 값을 갖는 문제가 있으나 HE II 방법과 제안한 방법은 본래의 컬러를 유지하면서 콘트라스트가 개선됨을 알 수 있다.

표 1은 테스트 영상들의 원영상과 콘트라스트 개선 영상들의 엔트로피를 보여준다. 엔트로피는 무질서도를 나타내는 값으로 확률 변수의 (random variable) 균일한 분포 정도를 측정한다. 영상에서는 화소 값이 확률 변수가 되며 엔트로피가 클수록 콘트라스트가 크다는 의미이다. 표 1에서 낮은 콘트라스트의 컬러 영상인 원영상은 가장 작은 엔트로피 값으로 임을 볼 수 있다. 그림 4와 그림 8의 RGB 컬러 공간에서의 화소 값 분포에서 알 수 있듯이 엔트로피 값도

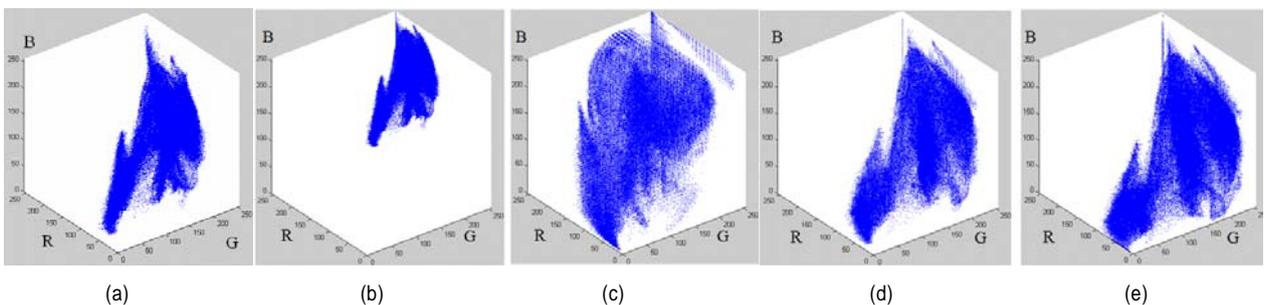


그림 8. RGB 컬러 공간에서의 화소 값 분포 (테스트 영상 2). (a) 원영상, (b) 낮은 콘트라스트의 입력 영상, (c) HE I의 결과 영상, (d) HE II의 결과 영상, (e) 제안한 방법의 결과 영상.
 Fig. 8. Distribution of the pixel values in the RGB color space (test image 2). (a) original image, (b) low contrast input image, (c) HE I image, (d) HE II image, (e) enhanced image using the proposed method.

제안한 방법이 가장 큰 방법으로 가장 좋은 CE 결과임을 알 수 있다.

표 1. 원영상과 콘트라스트 개선 영상들의 엔트로피 (단위: bit).
Table 1. Entropy of the input image and the contrast enhanced images (unit: bit).

	낮은 콘트라스트의 입력 영상	HE I	HE II	제안한 방법
테스트 영상 1	4.1951	4.1734	4.1665	4.9424
테스트 영상 2	5.9123	5.8711	5.8654	6.2784

제안한 방법은 테스트 영상 1과 같이 평탄 영역이 포함된 영상이나 테스트 영상 2와 같이 컬러가 분명한 자연 영상에 대해서 좋은 성능을 보인다. 변형된 ED 방법을 사용하여 더 많은 화소 값을 사용하게 하며 평탄 영역에서 생기는 잘못된 외곽선과 같은 왜곡 현상을 줄여주는 것을 RGB 컬러 공간에서 화소값의 분포와 에지 검출을 통해 보였다. 두 개의 테스트 영상 외에도 일반적인 낮은 콘트라스트를 갖는 컬러 영상들에 대해 적용해 볼 때 기존의 HE 방법들보다 왜곡 현상들이 줄어들면서 CE된 좋은 결과를 보였다.

V. 결 론

본 논문에서는 변형된 오차확산 기법을 이용한 컬러 CE 알고리즘을 제안하였다. 낮은 콘트라스트를 갖는 컬러 입력 영상을 기존의 HE 방법을 이용해 콘트라스트를 개선시켜 주면서 동시에 오차 확산 기법을 통해 평탄 영역에서 눈에 거슬리게 나타나는 잘못된 외곽과 같은 왜곡 문제를 줄여 준다. 오차 확산 기법은 낮은 콘트라스트의 입력 영상과 기존의 컬러 HE 방법을 이용해 콘트라스트를 개선한 영상 간의 차이를 주변 화소들에 확산시켜 주기 때문에 잘못된 외곽선을 줄여주면서 동시에 자연스럽게 영상에서 사용하는 밝기 값의 개수를 증가시켜 주게 된다. 이와 같이 제안한 방법은 왜곡 현상 감소와 균일한 분포의 히스토그램을 갖게 하는 좋은 성능의 CE 효과를 보이는 장점을 갖는다. 본 논문에서는 영상 평면에서의 개선 효과와 RGB 컬러 공

간에서의 화소 값 분포, 에지 검출을 통한 잘못된 외곽선 여부 확인의 방법, 엔트로피로 제안한 방법의 장점을 보였다. 제안한 방법은 추후 다른 CE 알고리즘과의 비교와 벡터 오차 확산 기법을 이용해 더 나은 성능의 CE 알고리즘으로 개선되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Second ed., Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2002.
- [2] K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1989.
- [3] N. Basiou and C. Kotropoulos, "Color image histogram equalization by absolute discounting back-off," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 107, pp. 108–122, Jan. 2007.
- [4] I. Pitas and P. Kiniklis, "Multichannel techniques in color image enhancement and modeling," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 5, no. 1, pp. 168–171, Jan. 1996.
- [5] P. E. Trahanias and A. N. Venetsanopoulos, "Color image enhancement through 3-D histogram equalization," in *Proc. 11th IAPR Conf. Pattern Recogn.*, vol. 3, pp. 545–548, Toronto, Canada, Sept. 1992.
- [6] S. K. Naik and C. A. Murthy, "Hue-preserving color image enhancement without gamut problem," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 12, pp. 1591–1598, Dec. 2003.
- [7] R. Kimmel, M. Elad, D. Shaked, R. Keshet, and I. Sobel, "A variational framework for retinex," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 52, no. 1, pp. 7–23, Jan. 2003.
- [8] S. K. Nayar and V. Branzoi, "Adaptive dynamic range imaging: Optical control of pixel exposures over space and time," in *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 1168–1175, Nice, France, Oct. 2003.
- [9] S. Daly and X. Feng, "Decontouring: prevention and removal of false contour artifacts," in *Proc. SPIE Human Vision and Electronic Imaging IX*, vol. 5259, pp. 130–149, San Jose, CA, USA, June 2004.
- [10] J. W. Lee and R.-H. Park, "Contrast enhancement using modified error diffusion," in *Proc. EUSIPCO 2008*, accepted for publication, Lausanne, Switzerland, Aug. 2008.
- [11] R. W. Floyd and L. Steinberg, "An adaptive algorithm for spatial grayscale," in *SID Int. Symp. Dig. Tech. Papers*, pp. 36–37, 1975.
- [12] J. Jarvis and C. Roberts, "A new technique for displaying continuous tone images on a bilevel display," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 24, pp. 891–898, Aug. 1976.
- [13] P. Stucki, "MECCA-A multiple-error correction computation algorithm for bi-level image hard copy reproduction," *Research Report*

RZ1060, IBM Res. Lab., Zurich, Switzerland, 1981.

[14] X. Li, "Edge-directed error diffusion," IEEE Signal Processing Letters, vol. 13, no. 11, pp. 688–690, Nov. 2006.

[15] T. Liu, "Probabilistic error diffusion for image enhancement," IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 53, no. 2, pp. 528–534, May 2007.

[16] K. T. Knox, "Evolution of error diffusion," Jour. Electron Imaging, vol. 8, no. 4, pp. 422–429, Oct. 1999.

[17] N. Dantera-Venkata and B. L. Evans, "Design and analysis of vector color error diffusion halftoning systems," IEEE Trans. Image Process., vol. 10, pp. 1552–1565, Oct. 2001.

저 자 소 개



이 지 원

- 1999년 : 숙명여자대학교 물리학과 (이학사)
- 2004년 : 서강대학교 전자공학과 (공학사)
- 2006년 : 서강대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2006년 ~ 현재 : 서강대학교 전자공학과 박사 과정
- 주관심분야 : 영상처리



박 래 홍

- 1976년 : 서울대학교 전자공학과 (공학사)
- 1979년 : 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
- 1981년 : Stanford University (Stanford, CA) 전기공학과 (공학석사)
- 1984년 : Stanford University (Stanford, CA) 전기공학과 (공학박사)
- 1984년 ~ 현재 : 서강대학교 전자공학과 교수
- 1990년 : University of Maryland (College Park, MD) 방문교수
- 주관심분야 : 영상통신, 컴퓨터 비전 및 패턴인식