

논문 2009-46IE-4-5

Contrast 향상을 위한 가중치 맵 기반의 Retinex 알고리즘

(Contrast Enhancement Based on Weight Mapping Retinex Algorithm)

이 상 원*, 송 창 영*, 조 성 수*, 김 성 일*, 이 원 석**, 강 준 길***

(SangWon Lee, ChangYoung Song, SeongSoo Cho, SeongIhl Kim, WonSeok Lee, and JuneGill Kang)

요 약

최근에 널리 보급되고 있는 디지털 카메라는 제한된 크기의 Dynamic Range를 갖는 이미지 센서의 한계로 인하여 Dynamic Range가 넓은 환경에서 영상을 획득하면 인간의 눈으로 보는 것과는 달리 밝게 포화된 영상 또는 노출이 적은 어두운 영상을 얻게 된다. 입력 영상의 Dynamic Range를 압축하고 Contrast를 개선하기 위한 여러 가지 디지털 영상 처리 방법들 중에서 인간의 시각모델을 기반으로 한 Retinex 알고리즘은 Contrast 향상 및 컬러 재현성에 있어서 매우 효과적인 방법으로 알려져 있다. 하지만, Retinex 알고리즘은 Dynamic Range가 넓은 환경에서 획득한 영상의 경우에 전역적인 Contrast는 증가하나 국부적인 Contrast가 오히려 감소하는 Contrast 불균형이 발생하는 문제가 있다. 이러한 문제를 개선하기 위해 본 논문에서는 Retinex 영상에서 에지 정보와 노출 정보를 추출하여 가중치 맵을 구성하고 이를 영상 합성과정에 적용하여 Contrast의 불균형을 개선하는 알고리즘을 제안한다. 실험 결과 영상의 비교와 수치 분석을 통해 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 Contrast 향상 성능이 더 우수한 방법임을 확인하였다.

Abstract

The Image sensor of digital still camera has a limited dynamic range. In high dynamic range scenes, a picture often turns out to be underexposed or overexposed. Retinex algorithm based on the theory of the human visual perception is known to be effective contrast enhancement technique. However, it happens the unbalanced contrast enhancement which is the global contrast increased, and the local contrast decreased in the high dynamic range scenes. In this paper, to enhance the both global and local contrast, we propose the weight mapping retinex algorithm. Weight map is composed of the edge and exposure data which are extracted in the each retinex image, and merged with the retinex images in the fusion processing. According to the output picture comparing and numerical analysis, the proposed algorithm gives the better output image with the increased global and local contrast.

Keywords: image processing, contrast enhancement, retinex, weight map, image fusion

I. 서 론

최근 이미지 센서 기술과 디지털 영상 처리 기술의 발달에 힘입어 보편화되고 있는 디지털 영상 장치는 의료, 보안 감시, 과학 연구 등의 전문 분야에서 사용하는 장비뿐만 아니라 남녀노소 누구나 사용할 수 있도록 휴

대와 사용이 편리한 디지털 카메라와 같이 다양한 분야에 응용이 되고 있다. 특히 휴대용 디지털 카메라는 수요가 폭발적으로 증가하고 있고 수요자는 고품질의 출력 영상을 요구하기 때문에 관련 기술이 급속하게 발전하고 있다. 디지털 카메라의 눈이라고 할 수 있는 이미지 센서는 해상도(Resolution)와 Dynamic Range의 제약을 가지고 있다. 이미지 센서의 해상도는 단위 면적 당 화소(Pixel)의 개수로 표현할 수 있으며 영상에 포함된 휘도(Luminance)와 색채(Chroma) 정보의 양을 의미한다. 반도체 기술의 발달로 인하여 고집적화가 가능해지면서 이미지 센서도 동일 면적에 보다 많은 화소가 집적되고 있지만 한 화소당 빛을 받는 면적이 감소하여

* 정희원, *** 평생회원, 광운대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering,
Kwangwoon University)

** 평생회원, 동양공업전문대학 전기전자통신공학부
(School of Electrical Engineering,
Dongyang Technical College)

접수일자: 2009년9월22일, 수정완료일: 2009년12월7일

노이즈가 증가하는 문제가 부수적으로 발생하고 있고 이를 개선하기 위한 노력이 진행되고 있다. 이미지 센서의 Dynamic Range는 센서가 반응하는 빛의 밝기의 분포 정도를 나타낸다. 인간의 눈이 인지하는 실제 입력 영상의 Dynamic Range보다 이미지 센서가 반응하는 Dynamic Range가 좁기 때문에 정보의 손실을 가져오게 되며 그로 인하여 눈으로 보는 영상과 디지털 카메라로 촬영한 영상이 다르게 보이는 원인이 된다. 이를 개선하기 위해서 디지털 영상 처리를 통하여 입력 영상의 Dynamic Range를 압축하고 Contrast를 증가시켜 정보의 손실을 최소화하는 방향으로 여러 가지 연구들이 진행되고 있다.

인간의 시각에 관한 모델을 정의한 Retinex 이론을 바탕으로 설계된 Retinex 알고리즘은 다른 화질 개선 방법에 비해 Contrast 향상과 컬러 재현 성능이 우수하다고 알려져 있다^[1~4]. Retinex 알고리즘은 Log 연산을 근간으로 Gaussian 함수를 이용하여 입력 영상의 조명 성분(Illumination)을 추정하고 추정된 조명 성분을 입력 영상으로부터 제거하여 사물의 특징을 표현하는 반사 성분(Reflectance)을 구해낸다. 구해진 반사 성분에서 컬러를 복원하고 게인(Gain)과 옵셋(Offset)을 적용하는 과정을 거쳐 최종 결과 영상을 생성한다.

Retinex 알고리즘의 결과 영상은 조명 성분 추정에 사용되는 Gaussian Center/Surround 함수의 파라미터 설정과 추정된 반사 성분 영상들의 합성 과정에 부여하는 가중치(Weight)에 매우 큰 영향을 받는다. 특히, 추정된 반사 성분의 합성 과정에서 일괄적으로 균등한 가중치 또는 임의적인 가중치를 부여하여 합성을 하기 때문에 조명 성분 추정 과정에서 사용되는 Gaussian Center/Surround 함수 관련 파라미터 설정에 크게 의존적일 수밖에 없다. 그로 인하여 다양한 입력 영상에 적응적으로 대응하기가 어려우며 각 반사 성분 영상들이 가지는 고유한 특성을 극대화할 수 없어 국부적인 Contrast 손실이 발생한다. 또한, 피사체 후방의 강한 조명 성분으로 인해 밝기차가 매우 커져서 피사체가 어둡게 보이는 역광 영상의 경우, 어두운 부분의 Contrast는 개선되나 밝은 부분의 Contrast는 오히려 감소하는 Contrast 불균형이 발생한다.

본 논문에서는 이와 같은 단점을 극복하고 균형이 잡힌 Contrast 향상을 위해서 가중치 맵(Weight Map)을 이용한 Retinex 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 입력 영상의 조명 성분 제거를 통해 추출된 각 반사

성분 영상들로부터 Contrast에 영향을 주는 에지(Edge) 성분과 노출(Exposure) 성분을 추출하여 해당 영상의 특성이 반영된 각각의 가중치 맵을 구성하고, 서로 다른 특성을 갖는 각각의 반사 성분 영상에 상호 보완적인 가중치 맵을 적용하여 영상들을 합성한다.

합성된 영상은 컬러 복원 과정을 거치고 게인과 옵셋 조정을 통해 출력 스케일로 변환하여 최종 영상을 얻는다.

II. 기존의 Retinex 알고리즘

D. J. Jobson 등이 제안한 Retinex 알고리즘은 인간이 인지하는 빛의 밝기는 조명 성분과 반사 성분의 곱으로 이루어진다는 E. Land의 Retinex 이론을 근간으로 한다^[1~3]. Retinex 알고리즘의 목적은 피사체의 인식에 영향을 주는 조명 성분과 영상의 특징을 반영하는 반사 성분을 분리해내어 조명 성분의 영향을 제거하고 반사 성분을 강조하여 입력 영상의 Dynamic Range를 압축하고 Contrast를 향상시키고자 하는 것이다.

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y) \quad (1)$$

I 는 입력 영상을 의미하고, (x, y) 는 영상의 화소 좌표이며, R 은 반사 성분 그리고, L 은 조명 성분을 나타낸다. 입력 영상의 실제 밝기와 인간이 인지한 영상의 밝기는 Log 관계가 성립한다는 Weber의 법칙에 따라 식 (1)을 Log Scale로 변환하면 다음과 같다.

$$\log I(x, y) = \log R(x, y) + \log L(x, y) \quad (2)$$

그림 1은 Retinex 알고리즘의 처리 과정을 나타낸 블록도이다.

입력 영상의 각 컬러 성분에 SSR 처리를 거쳐 반사 성분의 영상을 획득하게 되는데 이를 조명 성분의 추정

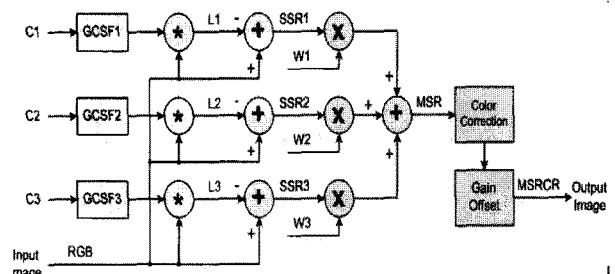


그림 1. Retinex 알고리즘 블록도

Fig. 1. The Block Diagram of Retinex Algorithm.

에 사용되는 Gaussian Filter의 크기별로 반복 수행한다. 획득된 반사 성분 영상들에 가중치를 주어 합성하는 MSR 처리를 수행하고 컬러 복원과 개인 및 옵셋을 거쳐 최종적으로 MSRCR 영상을 얻게 된다.

1. SSR(Single Scale Retinex) 알고리즘

Jobson등은 조명 성분을 추정하기 위해 입력 영상에 Gaussian filter를 적용하고, 추정된 조명 성분을 입력 영상에서 제거하여 반사 성분을 획득하는 SSR 알고리즘을 제안하였다^[2].

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log [F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (3)$$

i 는 입력 영상의 각 컬러 성분 R, G, B를 의미하며 $R_i(x, y)$ 는 i 번째 컬러 성분의 반사 성분을 나타내는 SSR 출력 영상이다. $I_i(x, y)$ 는 i 번째 컬러 성분의 입력 영상을 나타내며 $*$ 는 Convolution 연산자이다.

$F(x, y)$ 는 조명 성분 추정을 위한 정규화된 Gaussian Center/Surround Function이고 다음과 같이 정의된다.

$$F(x, y) = K e^{-(x^2 + y^2)/c^2} \quad (4)$$

K 는 정규화 계수이며 $\iint F(x, y) dx dy = 1$ 의 식으로 구해진다. c 는 Gaussian 분포의 표준 편차를 의미하는 Gaussian Center/Surround 상수이며 Gaussian Filter의 크기(scale)를 결정한다.

SSR은 c 값의 설정에 따라서 결과 영상의 품질이 매우 달라진다. c 값이 작은 경우 영상의 에지가 보존되어 국부적인 Contrast가 향상되고, 저휘도 부분의 감도가 개선되지만 저휘도 부분과 고휘도 부분의 밝기 차가 줄어들어 전역적인 Contrast가 감소되는 문제가 있다. c 값이 크게 설정되면 저휘도 부분과 고휘도 부분의 밝기 차가 적절히 개선되어 전역적인 Contrast는 향상되지만 고휘도 부분의 밝기 차가 줄어들고, 영상 전반적인 에지 성분이 감소하여 국부적인 Contrast 손실이 발생한다.

Jobson등은 적절한 c 값으로 80을 제안하였지만 입력 영상의 특성에 따라 하나의 조명 성분을 추정하는 것은 원하는 결과를 얻을 수 없음을 인정하고 이 부분을 개선한 MSR 알고리즘을 제안하였다.

2. MSR(Multi Scale Retinex) 알고리즘

MSR은 여러 가지 Gaussian Center/Surround 상수

c 값 즉, 크기가 서로 다른 Gaussian Filter를 적용한 SSR 출력 영상들에 가중치를 부여하고 그 결과를 합하여 출력 영상을 얻는 방법이다^[3].

$$R_{MSR_i}(x, y) = \sum_{k=1}^N W_k R_{k_i}(x, y), \quad \sum_{k=1}^N W_k = 1 \quad (5)$$

i 는 입력 영상의 컬러 성분 R, G, B를 의미하고 $R_{MSR_i}(x, y)$ 는 i 번째 컬러 성분의 MSR 출력 영상을 의미하며 N 은 서로 다른 크기의 Gaussian Filter의 개수를 나타낸다. $R_{k_i}(x, y)$ 는 k 번째의 Gaussian Filter를 통해 생성된 i 번째 컬러 성분의 SSR 영상을 의미하고 W_k 는 k 번째 SSR 영상에 적용할 가중치를 의미하며 모든 가중치의 합은 1이다.

MSR은 각 SSR 영상들을 합성할 때 동일한 가중치를 주거나 임의적인 가중치를 주어 Gaussian Filter로 인하여 손실된 Contrast가 복원되지 못한 채 합성이 이루어진다. 그로 인하여 출력 영상의 품질은 Gaussian Filter의 크기에 의존적일 수 밖에 없어 SSR이 가지고 있는 문제를 완전히 개선하지는 못하였다.

3. MSRCR(MSR with Color Restoration)

SSR이나 MSR은 입력 영상의 각 컬러 성분에 독립적으로 적용되기 때문에 컬러 성분들 간의 연관성이 고려되지 않아 컬러의 왜곡이 발생하는 문제가 있다. 이를 개선하기 위해 Jobson등은 MSR에 컬러 복원 기능을 추가한 MSRCR을 제안하였다^[3].

$$R_{MSRCR_i}(x, y) = C_i(x, y) \cdot R_{MSR_i}(x, y) \quad (6)$$

$R_{MSRCR_i}(x, y)$ 는 컬러 복원 과정을 거친 i 번째 컬러 성분의 MSRCR 영상을 나타내며, $R_{MSR_i}(x, y)$ 는 i 번째 컬러 성분의 MSR 영상을 나타낸다. $C_i(x, y)$ 는 i 번째 컬러 성분의 컬러 복원 함수를 나타내며 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} I'_i(x, y) &= I_i(x, y) / \sum_{i=1}^S I_i(x, y) \\ C_i(x, y) &= \beta \log [\alpha I'_i(x, y)], \quad i \in R, G, B \end{aligned} \quad (7)$$

α 와 β 는 컬러 개인 상수이며, S 는 컬러 성분의 개수를 나타낸다. $I'_i(x, y)$ 는 컬러 성분들 간의 연관성을 반영하기 위하여 각 컬러 성분의 비율로 정규화된 i 번째 컬

러 성분의 입력 영상을 나타낸다. MSRCR은 입력 영상의 각 컬러 성분의 비율이 반영된 컬러 복원 함수를 적용하여 MSR에 비하여 향상된 컬러를 얻을 수 있다.

III. 제안한 가중치 맵 Retinex 알고리즘

기존의 Retinex 알고리즘은 조명 성분 추정 시 사용되는 Gaussian Filter의 유효 영역을 결정하는 상수 c 값과 반사 성분들의 합성 과정에 부여되는 가중치에 큰 영향을 받는다. 본 논문에서는 임의적인 가중치의 적용으로 인하여 발생하는 Contrast 손실을 개선하기 위해 반사 성분 영상에서 Contrast에 영향을 주는 예지 성분과 노출 성분을 추출하여 입력 영상에 적응적인 가중치 맵을 구성하고 이를 합성 과정에 적용하는 개선된 알고리즘을 제안한다.

그림 2는 제안한 알고리즘의 블록도이다. 입력 영상의 RGB 색 공간을 YCbCr 색 공간으로 변환하여 입력 영상을 휘도 성분과 색차 신호로 분리한 다음 휘도 성분에 SSR을 적용하여 반사 성분을 구한다. 반사 성분 영상에 고역 통과 필터를 사용하여 예지 성분을 추출하고, 저역 통과 필터를 적용하여 노출 성분을 추출한 다음 두 성분을 합성한 가중치 맵을 구성한다. 조명 성분 추정에 사용되는 Gaussian Filter의 크기 별로 구성된 가중치 맵들은 정규화 과정을 거쳐 각 SSR 영상과 합성된다. 합성된 휘도 성분의 영상에 개인 및 옵셋 과정과 컬러 복원 과정을 거쳐 RGB 색 공간으로 다시 변환하여 최종 영상을 획득하게 된다.

1. YCbCr 색 공간으로 변환

기존의 Retinex 알고리즘은 RGB 각 컬러 성분에 MSR을 적용하고 컬러 복원 과정을 거쳐 컬러의 왜곡을 보상하는 방법을 사용한다. 이 방법의 단점은 각 컬러 성분 별로 MSR 과정을 거치므로 연산량이 많고, 각 컬러 성분의 연관성이 변화되어 컬러 왜곡이 발생한다. 이를 보상하기 위해 컬러 복원 과정을 거치지만 복원 과정에 적용되는 계인값에 따라 결과 영상이 차이가 나므로 적합한 계인값을 찾아야하는 어려움이 있다. 반면에 YCbCr 색 공간을 이용하면 입력영상이 휘도 성분과 색차 성분으로 분리되어 휘도 성분에만 MSR과정을 적용하여도 되므로 연산량이 줄어든다^[5]. 또한, MSR처리에 따른 휘도 성분의 변화율을 색차 신호 보정 과정에 적용하면 원본 영상과 유사한 컬러를 얻을 수 있으므로 컬러 복원 과정이 단순화되며 가중치 맵의 구성 요소인 예지 성분과 노출 성분도 휘도 신호에서 추출하는 것이 용이하므로 입력 영상의 RGB 색 공간을 YCbCr 색 공간으로 변환한다.

2. 가중치 맵의 구현

크기가 서로 다른 Gaussian Filter로 추정된 조명 성분을 제거한 SSR 영상들은 각각 예지 성분과 노출 성분의 정도가 다르다. 이 성분들을 추출하여 각 SSR 영상들이 가지고 있는 특성을 강조하기 위해 가중치 맵을 구성한다.

가. 예지 성분의 추출

SSR 영상은 추정된 조명 성분을 제거하는 과정에서 Log 연산을 수행하므로 조명 성분에 포함되어 있는 노

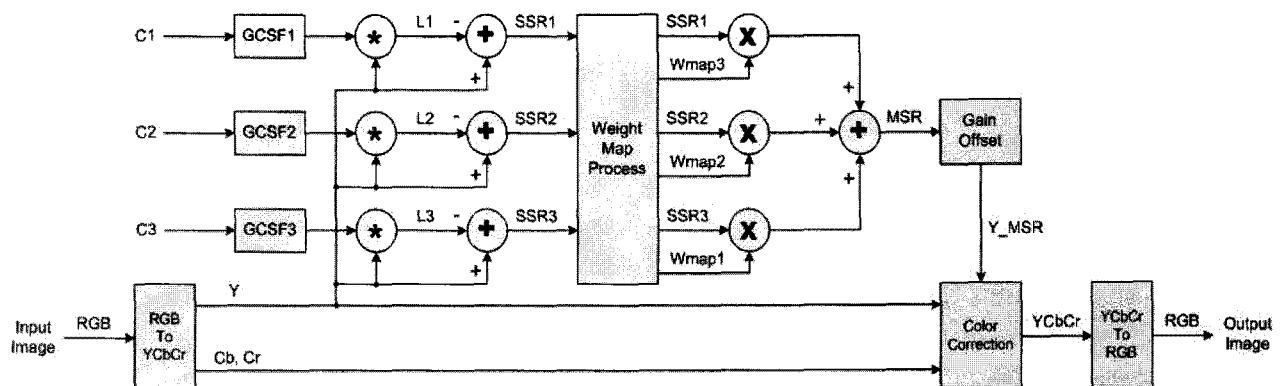


그림 2. Weight Mapping Retinex 알고리즘 블록도
Fig. 2. Block Diagram of Weight Mapping Retinex.

이즈가 함께 증폭된다. 그러므로 Gaussian Smoothing 을 통해 노이즈 성분을 줄이고 Laplacian masking kernel을 통해서 에지 정보를 강조하는 LoG(Laplacian of Gaussian) Filter를 에지 성분 추출 과정에 적용한다. LoG Filter를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$LoG(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

σ 는 Gaussian 표준 편차 상수를 의미하며 $LoG(x, y)$ 는 연산의 간략화를 위해 정규화 계수를 생략한 LoG Filter를 나타낸다. LoG Filter를 5x5 masking kernel로 간략화하고 SSR 영상과 convolution 연산을 수행하여 에지 성분을 추출한다.

$$w_c(x, y) = LoG_{[5 \times 5]} * Y_{SSR}(x, y) \quad (9)$$

$LoG_{[5 \times 5]}$ 는 σ 값 0.5를 적용한 5x5 크기의 LoG masking kernel을 의미하고 $Y_{SSR}(x, y)$ 는 입력 영상의 Y성분에 SSR처리를 거친 결과 영상을 의미하며 $w_c(x, y)$ 는 추출된 에지 성분을 나타낸다.

나. 노출 성분의 추출

노출 성분을 추출하는 목적은 SSR 영상의 전체 휘도 분포에서 중간 대역에 분포하는 휘도 성분이 가장 적절한 노출 성분이라고 가정하고 그 노출 성분이 최종 출력 영상에 잘 반영되도록 하기 위함이며 이를 구현하기 위해 Gaussian 함수를 사용하였다. 다음은 노출 성분을 구하는 수식을 나타낸다.

$$w_e(x, y) = \exp\left(-\frac{(Y'_{SSR}(x, y) - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$Y'_{SSR}(x, y)$ 는 정규화된 입력 영상의 Y성분에 SSR처리를 한 결과 영상을 의미하며 σ 는 Gaussian 표준 편차 상수이고 본 논문에서는 0.2를 적용하였다. $w_e(x, y)$ 는 구해진 노출 성분을 나타낸다. Y성분의 값을 0에서 1의 범위로 정규화하고 중간 값인 0.5를 빼주어 중간 대역 휘도를 강조한 노출 성분을 추출한다.

다. 각 추출 성분의 합성

SSR 결과 영상으로부터 추출된 에지 성분과 노출 성분을 동일한 값의 범위로 정규화한 다음 곱하여 가중치

맵을 구성한다.

$$w(x, y) = w'_c(x, y) \times w'_e(x, y) \quad (11)$$

$w'_c(x, y)$ 와 $w'_e(x, y)$ 는 정규화된 에지 성분과 노출 성분을 의미하며 $w(x, y)$ 는 가중치 맵을 나타낸다. 다음 식은 서로 다른 크기의 c 값을 적용한 각 SSR 영상들의



(a) $c = 15$



(b) $c = 80$



(c) $c = 250$

그림 3. c 값의 변화에 따른 가중치 맵

Fig. 3. Weight Maps of different c values.

가중치 맵들을 정규화하고 Gaussian Filter의 크기에 의한 SSR 영상의 특성을 상호 보완하기 위해 가중치 맵을 정규화하는 과정을 나타낸다.

$$W_k(x,y) = \frac{w_k(x,y)}{\sum_{k=1}^N w_k(x,y)}, N=3 \quad (12)$$

N 은 SSR 영상들의 개수를 나타내며 $W_k(x,y)$ 는 정규화된 k 번째 SSR 영상의 가중치 맵을 나타낸다.

그림 3은 각 SSR 영상에서 추출한 가중치 맵들을 나타낸 것으로 c 값이 15인 SSR 영상에서 추출한 가중치 맵을 나타낸 그림 3의 (a)는 고휘도 부분과 저휘도 부분의 밝기차가 적어 전반적으로 포화된 영상이지만 세부적인 에지 성분이 잘 강조되어 있음을 볼 수 있다. c 값이 250인 SSR 영상에서 추출한 가중치 맵을 나타낸 그림 3의 (c)에는 저휘도 부분의 에지 성분이 잘 드러나 있고 고휘도 부분과 저휘도 부분의 밝기차가 커서 전반적인 노출 성분이 잘 나타나 있음을 볼 수 있다. 그림 3의 (b)는 그림 3의 (a)와 (c)에 나타난 각 성분의 특성이 적절히 분포되어 중간 휘도의 에지와 노출이 잘 드러나 있음을 알 수 있다. c 값에 의해 에지와 노출 특성이 서로 다르므로 영상 합성과정에서 부족한 성분을 보상하는 방향으로 가중치 맵을 적용하게 된다.

3. MSR 영상 생성 및 후처리 과정

생성된 가중치 맵을 각 SSR 영상에 적용하여 MSR 영상을 획득하고 컬러 복원 과정과 개인 및 옵셋 적용으로 출력 스케일로 변환한다. 마지막으로 YCbCr을 RGB 색 공간으로 변환하여 최종 영상을 얻는다.

가. MSR 영상의 생성

MSR과정에서는 c 값에 의해 서로 다른 특성을 가지는 각 SSR 영상에 상호 보완적인 가중치 맵을 적용하기 위해 역순으로 가중치를 부여하고 이를 합성한다.

$$Y_{MSR}(x,y) = \sum_{k=1}^N Y_{SSR_k}(x,y) W_{N-k+1}(x,y) \quad (13)$$

N 은 SSR 영상들의 개수를 나타내며 $Y_{SSR_k}(x,y)$ 는 k 번째 Y성분을 SSR 처리한 영상을 의미하고, $W_{N-k+1}(x,y)$ 는 $N-k+1$ 번째 가중치 맵을 나타낸다.

나. 후처리 과정

MSR 처리를 거친 휘도 성분은 Log 연산과 정규화 과정을 통해 값의 범위가 0에서 1의 범위로 변한 상태 이므로 다음과 같이 개인 및 옵셋을 적용하여 출력 스케일로 변환해야한다.

$$Y'_{MSR}(x,y) = \alpha Y_{MSR}(x,y) + \beta \quad (14)$$

$Y'_{MSR}(x,y)$ 는 개인 및 옵셋 과정을 거친 휘도 성분의 MSR 영상을 나타내며 입력 영상을 YCbCr 색 공간으로 변환하였으므로 α 는 219, β 는 16으로 설정한다.

MSR 처리를 거친 휘도 성분은 밝기가 변화되었으므로 컬러 보정 과정을 거쳐 색차 성분을 휘도 성분의 변화율만큼 보상해 주어야 한다.

$$\begin{aligned} Y'_{ratio}(x,y) &= \frac{Y'_{MSR}(x,y)}{Y(x,y)} \\ Cb_{MSR}(x,y) &= Y_{ratio}(x,y) \times (Cb(x,y) - 128) + 128 \\ Cr_{MSR}(x,y) &= Y_{ratio}(x,y) \times (Cr(x,y) - 128) + 128 \end{aligned} \quad (15)$$

$Y'_{ratio}(x,y)$ 는 입력 영상의 휘도 성분과 출력 스케일로 변환된 MSR 처리를 거친 휘도 성분의 비율을 나타낸다. 색차 성분의 요소인 Cb와 Cr의 값이 128이면 색차가 없는 무채색을 의미하므로 무채색을 기준으로 휘도 변화율을 반영하여 색차 성분 보정을 수행한다. 컬러 복원 과정이 끝나면 YCbCr을 RGB 색 공간으로 다시 변환하여 모든 처리 과정을 마치게 된다.

IV. 실 험

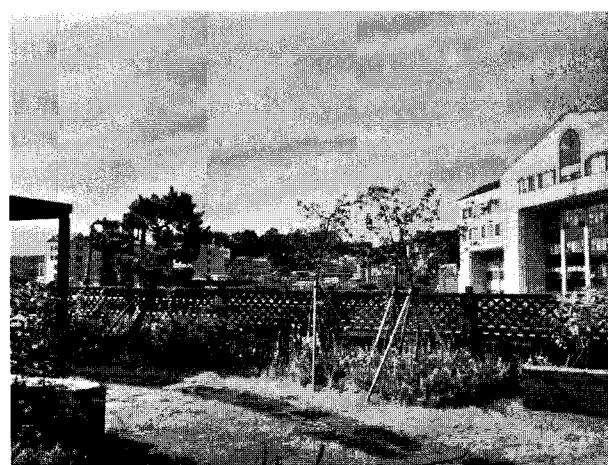
본 논문에서 제안한 가중치 맵 기반의 Retinex 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 Dynamic Range가 넓은 환경에서 영상을 획득하고 기존의 Retinex 알고리즘과 Contrast 개선 정도를 비교하였다.

가중치의 설정에 따른 결과 영상의 영향 정도를 비교하기 위하여 테스트 영상들에 적용한 Gaussian Center/Surround 상수 c 값은 15, 80, 250을 기존의 Retinex 알고리즘과 제안한 가중치 맵 Retinex 알고리즘에 동일하게 적용하였고, 기존의 Retinex 알고리즘의 가중치는 1/3씩 균등 적용하여 Jobson 등이 그들의 실험에서 적용한 파라미터 값과 동일하게 사용하였다.

그림 4부터 그림 8까지는 기존의 Retinex 알고리즘과



(a) 원본 영상



(b) MSRCR 영상



(c) 가중치 맵 Retinex 영상

그림 4. 결과 비교 영상

Fig. 4. Comparison of the Result Images.

제안한 가중치 맵 Retinex 알고리즘의 결과 영상을 비교한 결과이며 (a)는 원본 영상, (b)는 MSRCR, 그리고, (c)는 제안한 가중치 맵 Retinex 영상이다.



(a) 원본 영상



(b) MSRCR 영상

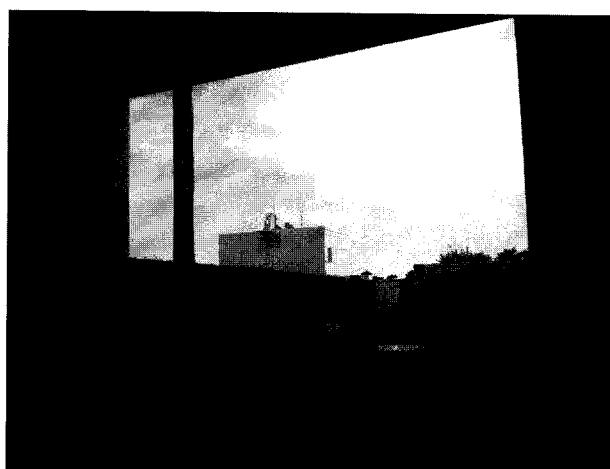


(c) 가중치 맵 Retinex 영상

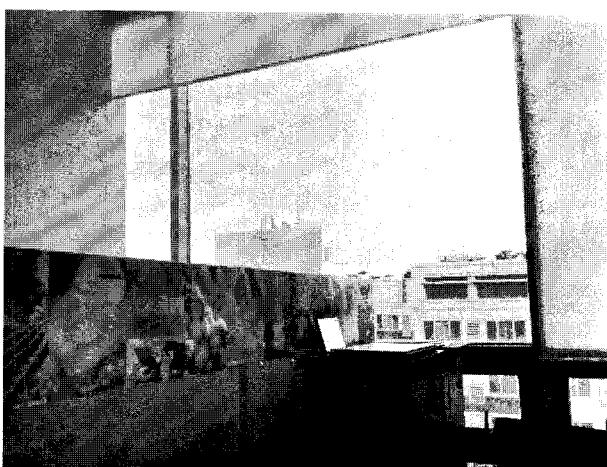
그림 5. 결과 비교 영상

Fig. 5. Comparison of the Result Images.

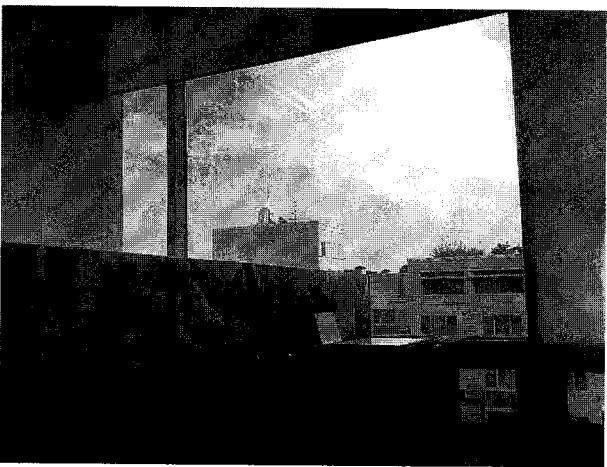
MSRCR의 결과를 보면 영상의 저휘도 부분의 Contrast는 향상되었지만 컬러 노이즈가 과도하게 증폭되어 있고 고휘도 부분의 Contrast와 고주파 성분이 다



(a) 원본 영상



(b) MSRCR 영상

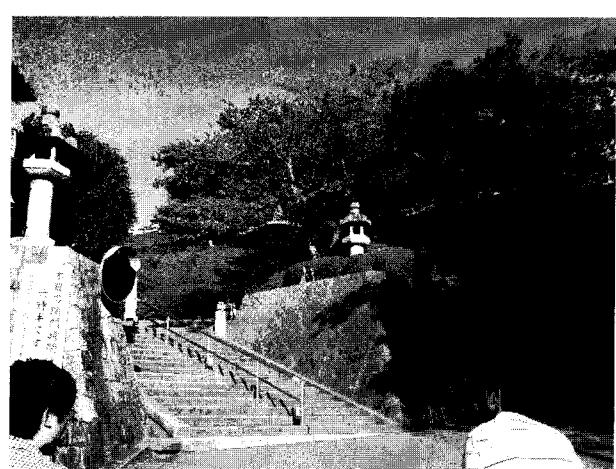


(c) 가중치 맵 Retinex 영상

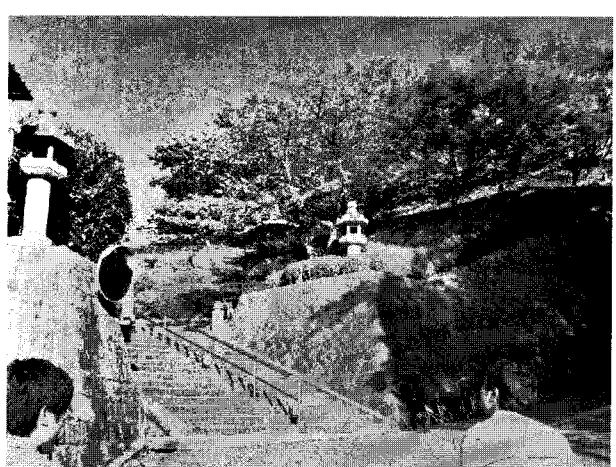
그림 6. 결과 비교 영상

Fig. 6. Comparison of the Result Images.

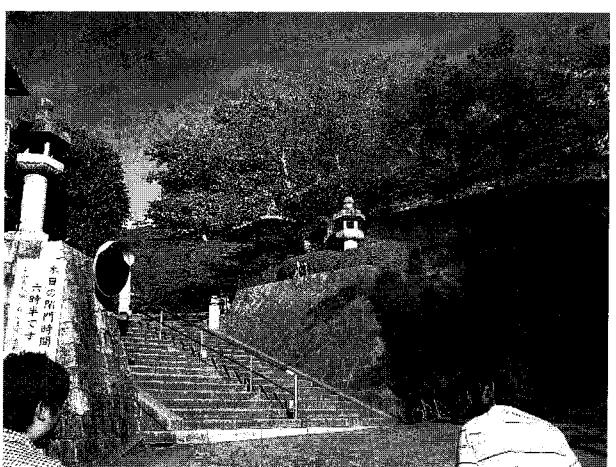
수 포함된 부분의 국부적인 Contrast가 감소되었음을 확인할 수 있다. 이에 반해 제안한 가중치 맵 Retinex의 경우 저휘도 부분의 Contrast의 개선뿐만 아니라 고휘



(a) 원본 영상



(b) MSRCR 영상



(c) 가중치 맵 Retinex 영상

그림 7. 결과 비교 영상

Fig. 7. Comparison of the Result Images.

도 부분과 고주파 성분이 포함된 부분의 국부적인 정보들이 잘 표현되어 있음을 볼 수 있다.

제안한 가중치 맵 Retinex 알고리즘의 Contrast 향상



(a) 원본 영상



(b) MSRCR 영상



(c) 가중치 맵 Retinex 영상

그림 8. 결과 비교 영상

Fig. 8. Comparison of the Result Images.

정도를 수치적으로 확인하기 위하여 영상 화질 개선 정도를 측정하는 방법인 EME(Enhancement Measure by Entropy) 측정법을 사용하였다. Agaian등이 제안한

표 1. EME 측정값

Table 1. EME value.

	원본 영상	MSRCR	가중치 맵 Retinex
그림 4	36.5241	35.7152	37.2721
그림 5	18.3748	13.4771	19.3409
그림 6	9.6360	6.1395	10.6257
그림 7	124.4780	72.3449	176.4341
그림 8	39.3332	15.4962	44.7649

EME는 영상의 무질서도(Entropy)가 높을수록 그 영상 내에 세부 정보가 더 많이 포함되어 있는 것을 의미하는 측정 지표로서 EME값이 클수록 Contrast가 높으며 영상의 품질이 좋다고 할 수 있다^[8].

$$EME(x) = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{i=1}^{k_1} \sum_{j=1}^{k_2} \frac{I_{\max;i,j}^w}{I_{\min;i,j}^w} \log \frac{I_{\max;i,j}^w}{I_{\min;i,j}^w} \quad (16)$$

k_1, k_2 는 영상을 3×3 의 작은 블록으로 나누었을 때의 행과 열의 개수를 나타내며, $I_{\min;i,j}^w$ 와 $I_{\max;i,j}^w$ 는 3×3 의 블록을 의미하는 w_{ij} 의 희도 성분의 최소값과 최대값을 나타낸다.

표 1은 그림 4부터 그림 8까지의 EME를 측정한 결과를 나타낸 것으로서 제안한 알고리즘의 EME값이 원본 영상보다 높은 수치를 나타내었으며 MSRCR의 결과값은 원본 영상보다 낮은 수치를 보였다. 이러한 결과의 원인은 기존의 Retinex 알고리즘을 통하여 영상의 감도를 향상시킬 수 있으나 임의적인 파라미터 설정으로 인하여 컬러 노이즈에 의한 화질 열화와 세부적인 윤곽 정보가 감소되어 국부적인 Contrast가 손실되었기 때문이다. 반면에 제안한 알고리즘은 기존의 Retinex 알고리즘과 유사한 저휘도 부분의 감도 개선 성능을 보이며 Y신호의 변화율만큼 컬러를 보상하여 컬러 노이즈 증폭이 최소화되었고, 가중치 맵의 적용으로 인하여 고주파 윤곽 성분과 고휘도 부분의 콘트라스트가 향상되어 콘트라스트의 불균형이 개선되었음을 나타낸다. 따라서 기존의 Retinex 알고리즘에 비해 제안한 알고리즘의 Contrast 개선 성능이 더 우수함을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 Dynamic Range가 넓은 조명 환경에서 획득한 영상의 불균형한 Contrast 향상 성능을 보이

는 기존의 Retinex 알고리즘을 개선한 가중치 맵 Retinex 알고리즘을 제안하였다. YCbCr 색 공간으로 변환하여 가중치 맵 구성에 필요한 성분의 추출과 컬러 복원 과정을 간소화하였으며 반사 성분 영상에서 에지 성분과 노출 성분을 추출하고 이들을 합성하여 입력 영상의 특성에 적응적인 가중치 맵을 구성하였고 MSR 합성 과정에 적용하였다. 이를 통해 임의적인 파라미터의 설정으로 인한 Contrast 손실을 방지하였고 컬러 노이즈의 증폭을 최소화하였다.

실험 결과 영상의 비교와 성능 분석을 통하여 제안한 가중치 맵 Retinex 알고리즘이 기존의 Retinex 알고리즘보다 균형이 잡힌 Contrast 향상이 가능한 방법임을 확인하였다.

참 고 문 현

- [1] E. Land, J. McCann, "Lightness and Retinex theory," *Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 61, no. 1, pp.1-11, January 1971.
- [2] D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell, "Properties and Performance of a Center/Surround Retinex," *IEEE Trans. Image Processing* 6, pp.451-462, March 1997.
- [3] D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell, "A Multi-Scale Retinex For Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes," *IEEE Trans. Image Processing: Special Issue on Color Processing* 6, pp.965-976, July 1997.
- [4] Z. Rahman, G. A. Woodell, and D. J. Jobson, "A comparison of the Multiscale Retinex with other image enhancement techniques," *Special Issue on Color Processing*, Vol. 6, pp.451-462, Mar. 1996.
- [5] L. Wang, T. Horiuchi, and H. Kotera, "High Dynamic range image compression by fast integrated surround retinex model," *Journal of Imaging Science and Technology*, Vol. 51, no. 1, pp.34-43, 2005.
- [6] B. Funt, F. Ciurea, and J. McCann, "Retinex in Matlab," *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 13, no. 1, pp.48-77, Jan. 2004.
- [7] M. Herscovitz and O. Y. Pecht, "A modified Multi Scale Retinex algorithm with an improved global impression of brightness for wide dynamic range pictures," *Machine Vision and Applications*, no. 15, pp.220-228, Aug. 2004.
- [8] S. S. Agaian, K. Panetta, and A. M. Grigoryan, "A new measure of image enhancement," presented at the IASTED Int. Conf. Signal Processing Communication, Marbella, Spain, Sep. 19-22, 2000.

저 자 소 개



이 상 원(정회원)

1995년 광운대학교 전자공학과
학사 졸업.
1997년 광운대학교 전자공학과
석사 졸업.
2000년 광운대학교 전자공학과
박사 수료.

<주관심분야 : 영상처리, 영상복원, 컴퓨터 비전>



김 성 일(정회원)

2005년 광운대학교 전자공학과
학사 졸업.
2006년 ~ 현재 광운대학교
전자공학과
석박사통합과정

<주관심분야 : 통신, 신호처리>



송 창 영(정회원)

1995년 광운대학교 전자공학과
학사 졸업.
1997년 광운대학교 전자공학과
석사 졸업.
2004년 광운대학교 전자공학과
박사 수료.

<주관심분야 : 통신, 신호처리, 컴퓨터 시뮬레이션>



이 원 석(평생회원)

1976년 광운대학교 전자공학과
학사 졸업.
1979년 한양대학교 전자통신과
석사 졸업.
2001년 광운대학교 전자공학과
박사 졸업.

1980년 ~ 현재 동양공업대학 전기전자통신공학부
교수

<주관심분야 : Modem, 전자 통신 회로 및 시스템 디자인, Channel Coding>



조 성 수(정회원)

1993년 광주대학교 광고정보학과
학사 졸업.
1996년 경희대학교 출판잡지학과
석사 졸업.
2008년 광운대학교 전자공학과
박사 수료.

<주관심분야 : 패턴인식, 신호처리>

강 준 길(평생회원)

대한전자공학회 논문지
제 23권 제 8호 참조