

컬러 이미지 화질 개선을 위한 Retinex 기반의 로그변환 기법

김동형
한양여자대학교 컴퓨터정보과

Retinex-based Logarithm Transformation Method for Color Image Enhancement

Donghyung Kim

Dept. of Computer Science & Information Systems, Hanyang Women's Univ.

요약 광원 자체의 밝기가 낮거나 그림자 등의 이유로 어두운 영역을 포함하는 이미지는 Retinex 기반의 영상화질 개선 기법을 통해 주관적 화질을 높일 수 있다. Retinex 이론은 인간의 시각 시스템이 장면을 인식할 때 특정 위치에서의 장면의 밝기를 인식하는 것이 아니라 주변과의 상대적인 밝기를 인식하는 특징을 적용한 방법으로 크게 SSR, MSR, MSRCR의 방법으로 나눌 수 있다. 제안하는 방법은 컬러복원단계를 포함하고 있는 MSRCR에 기반한 방법으로 크게 3단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계에서는 기존의 MSRCR 방법을 적용하고 두 번째 단계에서 MSRCR 출력의 동적 영역을 이미지의 히스토그램 분포에 따라 조정한다. 마지막 단계에서는 인간의 시각특성을 고려한 로그변환함수를 이용하여 Retinex 출력 값을 디스플레이 동적영역으로 변환한다. 실험결과 제안하는 알고리즘은 전체적으로 어두운 이미지뿐만 아니라 밝은 영역과 어두운 영역을 모두 포함하는 이미지에서도 주관적 화질을 효과적으로 증가시키는 것을 볼 수 있다. 특히 낮은 밝기를 갖는 이미지의 경우 제안한 알고리즘은 기존의 방법들 보다 높은 성능향상을 보였다.

Abstract Images with lower illumination from the light source or with dark regions due to shadows, etc., can improve subjective image quality by using retinex-based image enhancement schemes. The retinex theory is a method that recognizes the relative lightness of a scene, rather than recognizing the brightness of the scene. The way the human visual system recognizes a scene in a specific position can be in one of several methods: single-scale retinex, multi-scale retinex, and multi-scale retinex with color restoration (MSRCR). The proposed method is based on the MSRCR method, which includes a color restoration step, which consists of three phases. In the first phase, the existing MSRCR method is applied. In the second phase, the dynamic range of the MSRCR output is adjusted according to its histogram. In the last phase, the proposed method transforms the retinex output value into the display dynamic range using a logarithm transformation function considering human visual system characteristics. Experimental results show that the proposed algorithm effectively increases the subjective image quality, not only in dark images but also in images including both bright and dark areas. Especially in a low lightness image, the proposed algorithm showed higher performance improvement than the conventional approaches.

Keywords : Retinex, Single Scale Retinex(SSR), Multi Scale Retinex(MSR), Multi Scale Retinex Color Restoration (MSRCR), Logarithm Transformation Function.

1. 서론

인간의 시각 특성은 실제 빛의 밝기 보다는 주변 밝기

와의 비율 즉 대비비에 민감한 특징을 가지기 때문에 실제 카메라의 센서로부터 취득된 출력 값을 그대로 이미지화 하는 경우 이미지의 가독성이 많이 떨어지는 단점

본 논문은 2017년도 2학기 한양여자대학교 교내연구비에 의하여 연구됨

*Corresponding Author : Donghyung Kim(Hanyang Women's Univ.)

Tel: +82-2-2290-2210 email: kimdh@hywomn.ac.kr

Received March 12, 2018

Revised (1st April 4, 2018, 2nd April 6, 2018)

Accepted May 4, 2018

Published May 31, 2018

이 있다. 이러한 문제점들을 개선하기 위한 대표적인 방법으로 히스토그램 확장(histogram stretching) 기법과 히스토그램 균등화(histogram equalization) 기법을 들 수 있다. 히스토그램 확장 기법은 입력이미지가 가지는 좁은 동적영역을 디스플레이가 가질 수 있는 전체 동적 영역으로 선형변환(linear transformation)하는 기법이다. 반면 히스토그램 균등화 기법은 선형변환 대신 입력영상의 누적확률밀도함수(cumulative density function)를 변환함수로 사용하여 입력이미지를 변환하는 방법으로 입력이미지의 화소수가 무한한 경우 출력영상은 이론상 모든 디스플레이 영역에서 균등한 분포를 가지게 된다. 하지만 위의 두 방법은 이미지에 광원으로 인한 밝은 영역과 그림자 등으로 인한 어두운 영역이 함께 포함된 경우 즉, 입력영상의 최대값 및 최소값이 디스플레이 영역의 최대값 및 최소값과 거의 유사한 경우 이미지화질 개선의 효과가 거의 없다는 단점을 가진다.

이러한 단점을 극복하고 영상 내에 다양한 밝기가 존재할 때 영역별 서로 다른 효과를 줄 수 있는 방법이 Retinex 기반의 이미지 개선 알고리즘이다. 이는 인간의 시각 시스템이 장면을 인식할 때 특정 위치에서의 장면의 밝기를 인식하는 것이 아니라 주변과의 상대적인 밝기를 인식하는 특징을 적용한 방법으로 Land와 McCann에 의해 제안되었다[1]. 최초 제안 이후 다양한 Retinex 기반의 방법들이 제안되었는데 각각의 방법은 크게 두 가지로 분류될 수 있다. 첫 번째는 고려하는 화소위치와 임의의 화소위치사이의 다양한 경로 상에 위치하는 화소값들 사이의 상대적 밝기를 계산함으로써 Retinex 출력값을 산정하는 방법([2-3])이고 두 번째는 컨볼루션(convolution) 마스크를 이용하여 주변 화소값과의 상대적 변화율을 측정하는 방법이다[4-12]. 이러한 Retinex 알고리즘은 크게 하나의 컨볼루션 마스크를 사용하는 SSR(Single Scale Retinex)와 다수개를 사용하는 MSR(Multi Scale Retinex)로 나눌 수 있으며 MSR에 색 성분에 대한 복원단계를 포함하는 MSRCR(Multi Scale Retinex Color Restoration)로 나눌 수 있다.

본 논문에서 제안하는 Retinex 기반의 이미지화질 개선을 위한 방법은 컬러 보정단계를 가지는 MSRCR 기반의 방법으로 Retinex 출력결과와 특징을 고려하여 MSRCR 출력값이 가지는 동적영역에 대한 최대값과 최소값을 한정하고 Weber-Fechner 이론에 기반한 로그변환을 수행함으로써 이미지의 화질을 개선한다.

논문의 구성은 2장에서 대표적인 Retinex 기반의 적용 방법인 SSR, MSR, MSRCR에 대해 기술하고 이를 통해 계산된 출력 값에 대한 이미지 변환과정에 대해서 기술한다. 3장에서는 제안한 Retinex 기반의 이미지 화질 개선 기법을 블록다이어그램과 함께 단계별로 설명하고 4장에서 제안한 알고리즘의 평가를 수행하며 마지막 절에서 결론을 맺는다.

2. 기존의 방법

2.1 SSR

SSR은 중앙의 화소값과 중앙을 포함한 주변의 화소들과의 컨볼루션 결과와 로그 스케일에서의 차이값을 이용하여 Retinex 출력을 계산하는 방법으로 로그스케일에서의 차이 값은 수학적으로 실제 화소의 중앙값과 주변화소 위치에서 컨볼루션 결과와의 비(ratio)를 의미하며 식(1)은 이를 표현한다.

$$\begin{aligned} R_{SSR_i}(x,y) &= \text{Log}\left(\frac{I_i(x,y)}{I_i(x,y)*F(x,y)}\right) \\ &= \text{Log}(I_i(x,y)) - \text{Log}(I_i(x,y)*F(x,y)) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $I_i(x,y)$ 는 (x,y) 에 위치하는 i 번째 색공간 채널 화소값에 대해서 인간의 시각이 인지하는 밝기의 정도를 의미하고, $F(x,y)$ 는 정규화된 컨볼루션 마스크이며, $R_{SSR_i}(x,y)$ 는 i 번째 채널의 Retinex 출력영상을 의미한다. 식(1)은 인간의 시각 시스템이 장면(scene)을 광원(illumination)과 물체의 반사율(reflectance)의 곱으로 인지한다는 식(2)의 가정 하에 성립한다.

$$I_i(x,y) = S_i(x,y)r_i(x,y) \quad (2)$$

$S_i(x,y)$ 는 광원을 의미하며 $r_i(x,y)$ 는 물체의 반사율을 의미한다. 식(2)를 식(1)에 대입하면 다음 식을 도출할 수 있다.

$$R_{SSR_i}(x,y) \approx \log \frac{S_i(x,y)r_i(x,y)}{\overline{S_i} \overline{r_i}} \quad (3)$$

여기서 \bar{S}_i 와 \bar{r}_i 는 인접화소에서의 가중평균을 의미한다. 일반적으로 광원은 위치에 따라 매우 변화량이 적다고 가정할 수 있기 때문에 즉, $S_i(x,y) \approx \bar{S}_i$ 이기 때문에 위의 식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$R_{SSR_i} \approx \log \frac{r_i}{\bar{r}_i} \quad (4)$$

위의 식이 의미하는 바는 Retinex 출력영상 즉, 인간이 인지하는 장면 이미지는 광원에는 독립적이며 물체의 반사율의 비에 의한 함수이고 이를 통해 계산된 Retinex 출력 영상은 광원이 비추는 쪽이던 그림자 영역이던 상관없이 유사한 대비비를 나타낼 수 있음을 의미한다.

이제 다시 식(1)로 돌아가 Retinex 출력을 얻기 위해서 다양한 컨볼루션 마스크가 사용되었는데 Land는 원형의 방사형커널모양의 마스크를 제안하였으며 다음 식은 이를 나타낸다.

$$F(x,y) = \frac{A}{x^2 + y^2} \quad (5)$$

반면 Jobson은 Retinex 출력을 얻기 위한 컨볼루션 마스크로서 방사형 커널 대신에 식(6)과 같이 가우시안 함수를 제안하였다[4].

$$F(x,y) = Ae^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (6)$$

where, $\iint F(x,y) dx dy = 1$

여기에서 분산값 σ 에 따라 화소값의 동적영역(dynamic range)과 연색(color rendition)사이의 트레이드오프(trade-off) 관계를 갖는다. Jobson 등은 실험적으로 대부분의 이미지에서 $\sigma = 80$ 이 적절한 것으로 제시하였다.

2.2 MSR

SSR에서 사용하는 가우시안 컨볼루션 마스크의 분산값의 선택은 Retinex 출력에 매우 큰 영향을 줄 수 있으며, 적절하지 않은 분산값의 선택은 화질의 열화를 가져올 수 있다. 이러한 문제를 완화하기 위한 방법이 MSR이며 다수개의 이는 분산값을 가지는 SSR에 대한 가중평균의 값으로 Retinex 출력값을 계산하며 다음 식과 같이 표현될 수 있다.

$$R_{MSR_i} = \sum_{n=1}^N w_n R_{SSR_i}^n(x,y) \quad (7)$$

$$= \sum_{n=1}^N w_n [\log I_i(x,y) - \log(F_n(x,y) * I_i(x,y))]$$

여기서, $R_{SSR_i}^n(x,y)$ 는 i 번째 채널에서 n 번째 분산값을 가지는 SSR의 Retinex 출력을 의미하며 N 은 고려하는 SSR 출력의 개수이고 w_n 은 n 번째 SSR 출력에 곱해지는 가중치를 의미한다. Jobson은 식(7)을 구현함에 있어 실험적으로 $N=3$, $w_n = 1/3$, 그리고 세 개의 SSR에서 사용된 분산값이 각각 $\sigma = 15, 80, 250$ 인 경우가 대부분 이미지에서 적절함을 실험적으로 보였다. 그림 1은 가우시안 마스크의 분산값에 따른 마스크의 모양을 나타낸다.

2.3 MSRCR

Retinex 이론은 색성분의 다양성이 충분한 경우 빨간색(R), 초록색(G), 파란색(B) 요소성분의 평균값은 결국 평균적으로 회색조(gray) 값의 평균값으로 나타난다는 gray-world 가정 하에 적용될 수 있다[1]. 하지만 특정 컬러성분이 주를 이루는 영상의 경우 이러한 gray-world 가정은 성립하지 않으며 실제 장면에서 특정 색 성분이 주(dominant)를 이루는 경우에도 Retinex 이론의 적용결

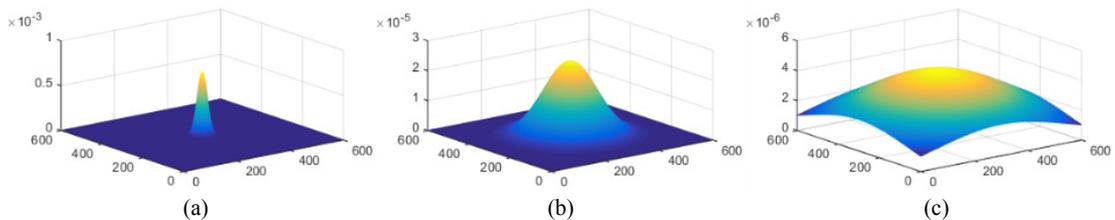


Fig. 1. The shapes Gaussian convolution mask according to (a) $\sigma = 15$ (b) $\sigma = 80$ (c) $\sigma = 250$

과는 회색조 영상이 나타날 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 기존의 MSR의 결과에 색성분 복원 단계를 추가한 방법이 MSRCR이다. 색성분의 복원은 MSR 결과에 CRF(Color Restoration Function)을 곱한 것으로 CRF를 구하기 위한 첫 단계는 식(8)과 같이 전체 색좌표계의 화소 값의 합과 특정색의 비를 구하는 것이다.

$$I'_i(x,y) = \frac{I_i(x,y)}{\sum_{j=1}^S I_j(x,y)} \quad (8)$$

여기서 S 는 색좌표계의 축의 수 즉, 채널의 전체 수를 의미한다. 예를 들어 RGB 색좌표계의 경우 $S=3$ 의 값을 가진다. 이후 식(8)의 결과를 입력 값으로 가지는 i 번째 채널의 CRF인 $C_i(x,y)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$C_i(x,y) = \beta \log[\alpha I'_i(x,y)] \quad (9)$$

식(9)에 포함된 β 값은 이득상수(gain constant)이고 α 는 비선형성의 크기를 제어하는 상수이다. 실험적으로 대부분 영상의 모든 컬러 채널에서 α 값은 125, β 값은 46이 적절한 것으로 관측되었다. 마지막으로 MSR의 결과에 CRF를 적용한 MSRCR의 최종 결과는 다음과 같다.

$$R_{MSRCR_i}(x,y) = C_i(x,y)R_{MSR_i}(x,y) \quad (10)$$

2.4 Retinex 출력의 이미지 변환

각 색공간 채널에서의 Retinex 출력 값은 음수를 포함하여 임의의 영역의 값을 가진다. 따라서 실제 Retinex의 출력결과를 이미지로 저장 또는 디스플레이 장치에 나타내기 위해서는 임의의 영역에 분포되어 있는 Retinex 출력 값을 비트해상도 범위(예, 8bit의 경우 0-255)로 변환하는 과정이 필요하다. Moore는 각 채널에 대해서 최소값을 0으로 최대값을 255로 매핑하는 선형 변환식을 사용하였으며 식 (11)은 이를 나타낸다[5].

$$R_i^{Display}(x,y) = \frac{255 \times (R_i(x,y) - \min(R_i(x,y)))}{\max(R_i(x,y)) - \min(R_i(x,y))} \quad (11)$$

여기서 $R_i(x,y)$ 는 임의의 방법(SSR, MSR, MSRCR)으로 얻어낸 Retinex 출력값을 의미하며 $R_i^{Display}(x,y)$ 는 0~255 범위내로 선형 변환된 결과를 의미한다. 식 (11)을 보다 개선한 방법으로 Jobson 등은 일반적인 Retinex의 히스토그램이 가우시안 모양을 취하고 있는 특징을 이용하여 즉, 중앙부분에 많은 화소수가 분포되고 있는 Retinex 출력의 특징을 이용하여 최종 출력영상의 대비비를 증가시킬 수 있도록 최대값 및 최소값의 선정과정에서 오프셋(offset)값을 적용하고 오프셋값을 보정하기 위한 게인값을 적용하는 ‘canonical gain/offset’ 방법을 제안하였다[4].

$$R_i^{Display2}(x,y) = G(R_i^{Display}(x,y) - b) \quad (12)$$

여기서 G 는 이득값을 의미하고 b 는 오프셋 값을 의미하며 실험적으로 $G=192$, $b=-30$ 이 적절한 것으로 알려져 있다.

3. 제안하는 알고리즘

제안하는 Retinex 기반의 이미지 화질개선 기법은 기존의 여러 Retinex 기법 중 MSRCR에 기반하며 입력이미지는 그림 2와 같이 3단계를 거쳐 개선된 출력이미지를 생성한다.

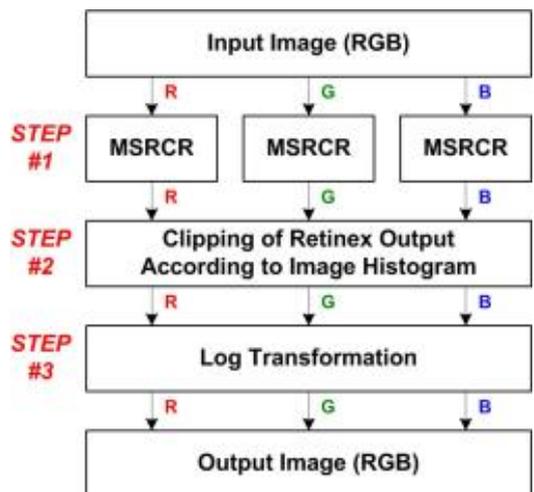


Fig. 2. The block diagram of the proposed method

먼저 첫 번째 단계에서는 제안한 방법은 입력이미지를 각 채널(R, G, B)별로 컬러보정이 포함된 MSRCR의 Retinex 출력 값을 생성한다. 이 과정은 기존의 MSRCR과 동일한 절차로 수행되며, 속도향상을 위해 식(1)과 식(7)에 포함된 컨볼루션 과정은 다음식과 같이 고속 푸리에 변환을 사용하여 주파수 도메인에서 적용한 후 다시 공간영역으로 역변환을 수행한다.

$$A * B = IFFT(FFT(A) \cdot FFT(B)) \quad (13)$$

여기서 $FFT(\cdot)$ 및 $IFFT(\cdot)$ 는 각각 고속 푸리에 변환(fast fourier transform) 및 역고속 푸리에 변환(inverse fast fourier transform)을 의미한다. 첫 번째 단계에서 계산된 Retinex 출력은 이미지의 에지 분포에 따라 서로 다르게 나타난다. 이 단계는 동일 동적영역(dynamic range) 내에서 출력영상의 대비비(contrast ratio)를 향상시키기 위해 최소값과 최대값 근처의 일부분을 잘라내는 단계로 이때 동적영역내의 하단과 상단의 동일 범위가 아닌 화소수의 분포에 따라 잘라내는 위치를 결정한다. 그림 3은 실험에 사용된 영상 중 하나인 'water.jpg' 이미지의 R 채널에 대한 MSRCR 출력결과와 히스토그램을 나타내고 있으며 하단부와 상단부를 동일하게 전체 화소수의 3%를 잘라내었을 때의 영역을 나타낸다. 화소수에 기반하지 않고 동일 영역(예, 전체범위의 3%)을 잘라내었을 경우 밝은 영역에 많은 화소가 모여있는 경우 출력영상의 왜곡은 심해질 수밖에 없다.

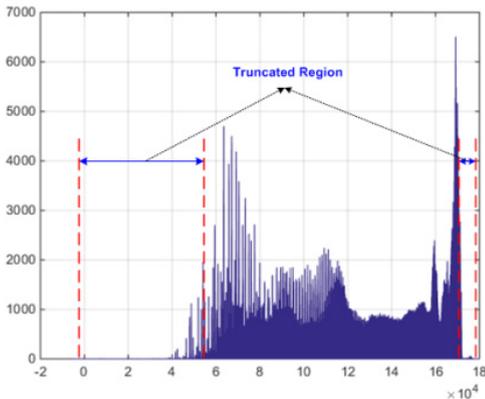


Fig. 3. The R channel histogram of MSRCR output in 'water.jpg' image

이후 마지막 단계는 이전단계에서의 결과를 디스플레이 영역으로 매핑하는 단계이다. 이 과정에서 인간의 시각적 특징을 고려하여 로그변환을 수행하는데 이는 인간의 시각특성이 밝은 영역보다는 어두운 영역에서의 밝기 변화에 민감하다는 Weber-Fechner법칙에 근간하여 어두운 영역은 스트레칭(stretching)을 수행하고 밝은 영역에서는 압축(compression)하는 역할을 수행하는 변환이다. 제안한 방법에서 MSRCR의 동적영역을 디스플레이 동적영역으로 변환하기 위해 사용한 로그변환함수(LTF: logarithm transformation function)는 식 (14)와 같다.

$$LTF(x) = \log(R_i^{Display}(x,y)/255 + param) \quad (14)$$

여기서 $LTF(x,y)$ 는 최종적으로 변환된 출력 값을 의미하고 $R_i^{Display}(x,y)$ 는 Retinex 출력 값을 디스플레이 영역으로 선형변환(linear transformation)한 식(11)의 출력 값을 의미한다. $param$ 값은 어두운 영역과 밝은 영역의 확장과 압축의 정도를 나타내는데 값이 작을수록 변환함수의 비선형성은 증가하게 된다. 다음 그림4는 $param$ 값에 따른 로그변환함수의 모양을 나타낸다.

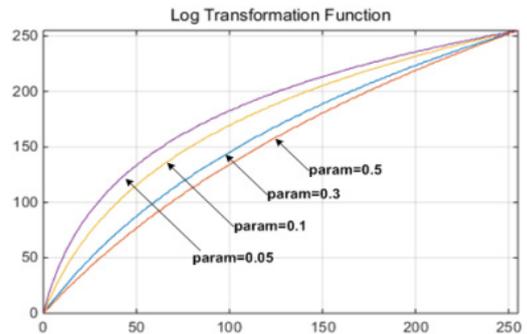


Fig. 4. The shapes of logarithm transformation functions (LTF) according to the different params.

각 채널별로 위의 로그변환함수를 이용하여 히스토그램의 빈도수에 기반하여 양쪽 끝을 잘라낸 Retinex 출력값의 변환이 수행되면 최종 출력 결과를 얻게 된다.

4. 실험결과

제안하는 알고리즘의 타당성 검증을 위해서 Retinex

성능테스트에 주로 사용되는 6개의 이미지에 대해서 기존의 방법(SSR, MSR, MSRCR)과 다양한 입력변수의 조합에 따른 제안하는 방법의 결과를 비교하였다. 또한 기존의 방법을 구현함에 있어 SSR의 경우 가우시안 마스크의 분산은 $\sigma = 80$ 의 값을 사용하였다. MSR의 적용 시에는 세 개의 분산값($\sigma = 15, \sigma = 80, \sigma = 250$)을 적용하였으며 이들 세 개의 결과를 조합하는 과정에서 사용되는 식 (7)에서의 가중치는 모두 1/3의 값을 적용하였다. MSRCR의 컬러 복원 단계에서 적용되는 α 값과

β 값은 각각 125, 46을 사용하였으며, 최종결과를 디스플레이영역으로 변환하는 하는 과정인 식 (12)의 G 와 b 는 각각 192와 -30의 값을 사용하였다.

제안하는 방법은 사용자 변수(그림 3의 truncation region, 식 (14)의 param 값)에 따른 이미지의 성능을 비교하기 위해 4가지(truncation region=1%, 3%, param=0.3, 0.5)의 서로 다른 사용자 변수값에 따른 실험 결과를 비교하였다.

그림5는 원본이미지를 포함하여 기존의 방법 세 가지



(a)



(b)



(c)

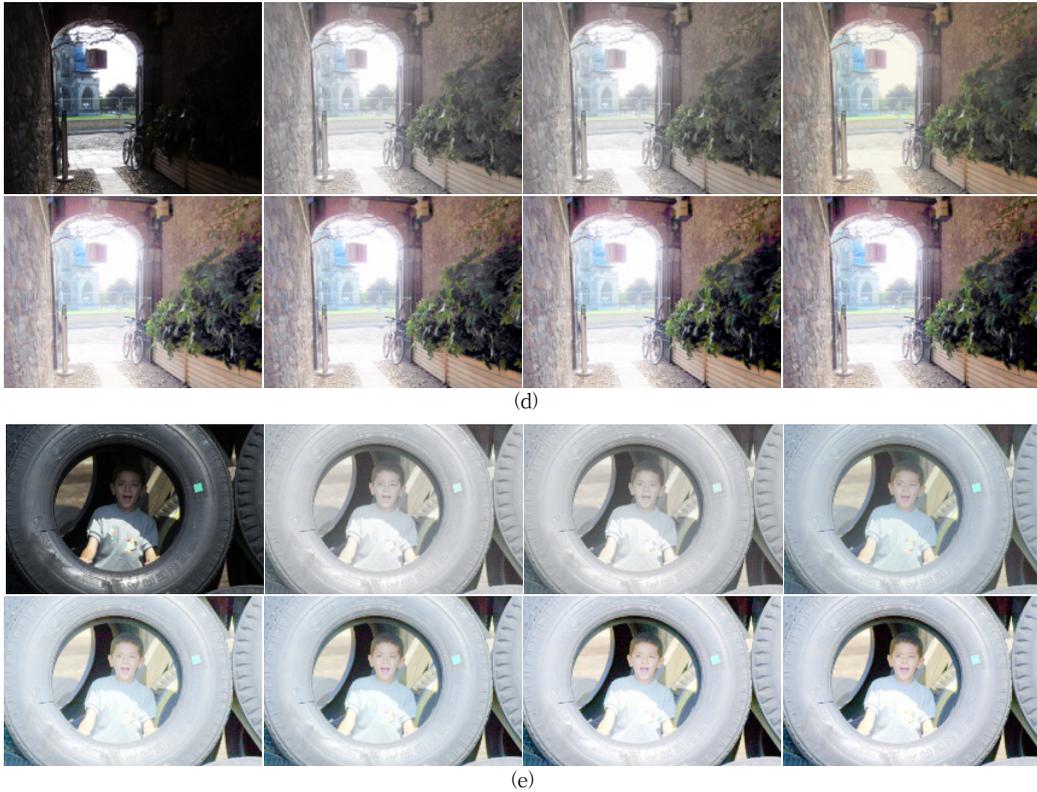


Fig. 5. Comparison of subjectivity quality, original input, SSR, MSR, MSRCR, proposed(truncation ratio=1%, param=0.3), proposed(truncation ratio=1%, param=0.5), proposed(truncation ratio=3%, param=0.3), proposed(truncation ratio=3%, param=0.5) from left to right and from top to bottom.

와 사용자변수에 따른 제안하는 방법의 결과 네 가지의 주관적 화질을 도시하고 있다. 모든 영상에서 제안하는 방법이 기존의 방법과 유사하거나 우수함을 알 수 있으며 특히 원본 영상의 색성분이 충분하지 않은 경우 즉, 회색조 성분에 가까운 경우 제안하는 알고리즘의 성능 향상은 더욱 우수함을 볼 수 있다. 또한 MSRCR 동적영역을 잘라내는 과정에서 3%를 잘라내는 경우가 보다 우수한 것으로 나타났으며 param의 경우 0.5의 경우가 대체로 우수한 성능을 보였다.

5. 결론

광원 자체가 적거나 광원의 위치로 발생하는 그림자 영역이 이미지의 경우 인간의 시각 특성상 화면의 선명도가 매우 떨어져 보이는 문제가 발생한다. 기존의 대표

적 영상화질 개선방법인 히스토그램 확장 및 히스토그램 균등화 기법은 그림자 영역 및 반사영역의 구분 없이 적용되는 반면 Retinex 기반의 방법은 수학적으로 그림자영역의 대비비를 증가시키는 효과를 볼 수 있다. 본 논문에서는 기존의 Retinex 기반 방법 중 컬러 복원 단계를 포함하고 있는 MSRCR 방법에 기반하며 추가적으로 Retinex 출력의 동적영역에 대한 이미지 히스토그램 종속적으로 동적영역을 설정하고 인간의 시각인지 특성을 반영한 로그변환함수를 적용하여 디스플레이 동적영역으로 변환하여 최종 결과 이미지를 산출함으로써 이미지의 화질을 개선하였다. 실험결과 기존의 Retinex 방법들과 비교하여 유사하거나 높은 주관적 화질을 보이는 것을 알 수 있었으며 특히 광원 자체가 낮은 컬러이미지에서 보다 높은 성능향상을 보이는 것으로 나타났다.

향후에는 이미지 화소분포의 통계적 특성 등에 따라 제안한 논문에서 적용한 최적의 파라미터 선정기법에 대

한 연구와 다양한 컬러공간에서의 Retinex 기반 이미지 화질 개선연구를 진행할 계획이다.

References

- [1] E. Land and J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 61, no. 1, pp. 1 - 11, 1971.
DOI: <https://doi.org/10.1364/JOSA.61.000001>
- [2] D. Marini and A. Rizzi, "Computational approach to color adaptation effects," *Image and Vision Computing*, vol. 18, no. 13, pp. 1005 - 1014, Oct. 2000.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(00\)00037-8](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(00)00037-8)
- [3] E. Provenzi, M. Fierro, A. Rizzi, L. De Carli, D. Gadia, and D. Marini, "Random spray retinex: A new retinex implementation to investigate the local properties of the model," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 1, pp. 162 - 171, Jan. 2007.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2006.884946>
- [4] D.J. Jobson, Z. Rahman, and G.A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround retinex," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 3, Mar. 1997.
DOI: <https://doi.org/10.1109/83.557356>
- [5] A. Moore, J. Allman, and R. Goodman, "A real-time neural system for color constancy," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 2, no. 2, pp. 237 - 247, Mar. 1991.
DOI: <https://doi.org/10.1109/72.80334>
- [6] M. Bertalmio, V. Caselles, and E. Provenzi, "Issues about retinex theory and contrast enhancement," *International Journal of Computer Vision*, vol. 83, no. 1, pp. 101 - 119, June 2009.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0221-5>
- [7] R. Kimmel, M. Elad, D. Shaked, R. Keshet, and I. Sobel, "A variational framework for retinex," *International Journal of Computer Vision*, vol. 52, no. 1, pp. 7 - 23, April 2003.
DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1022314423998>
- [8] W. Ma, J.M. Morel, S. Osher, and A. Chien, "An L1-based variational model for retinex theory and its application to medical images," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 153 - 160, June 2011.
DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995422>
- [9] J.M. Morel, A.B. Petro, and C. Sbert, "A PDE formalization of retinex theory," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 11, pp. 2825 - 2837, May 2010.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ISKE.2017.8258829>
- [10] W. Tao, G. Ningsheng, and J. Guixiang, "Enhanced image algorithm at night of improved retinex based on HIS space," *International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE)*, pp. 1-5, Nov. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ISKE.2017.8258829>
- [11] H. Tanaka, Y. Waizumi, and T. Kasezawa,

"Retinex-based signal enhancement for image dark regions," *IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*, pp. 205-209, Sept. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSIPA.2017.8120607>

- [12] S. Park, S. Yu, B. Moon, S. Ko, and J. Paik, "Low-light image enhancement using variational optimization-based retinex model," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 63, no. 2, pp. 178-184, May 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCE.2017.7889233>

김 동 형(Donghyung Kim)

[정회원]



- 1999년 2월 : 충북대학교 전자공학 과(공학사)
- 2001년 8월 : 충북대학교 전자공학 과(공학석사)
- 2007년 2월 : 한양대학교 전자통신 전과공학과(공학박사)
- 2007년 6월 ~ 2008년 8월 : 한국 전자통신연구원(ETRI) 선임연구원
- 2008년 9월 ~ 2011년 2월 : 한라대학교 정보통신방송공학 부 전임강사
- 2011년 3월 ~ 현재 : 한양여자대학교 컴퓨터정보과 부교수

<관심분야>

영상처리, 멀티미디어통신, 영상압축