

영상에서 비대칭도 정보를 이용한 적응적인 Retinex 역광 보정 알고리즘

준회원 정재현*, 강덕구*, 종신회원 홍민철*

Adaptive Retinex Back-light Compensation Algorithm Using Skewness Information of Image

Jae-Hyun Jeong*, Duk-Goo Kang* Associate Members,
Min-Cheol Hong* Lifelong Member

요약

본 논문에서는 역광 보정의 대표적인 방법인 retinex 알고리즘에서의 연산량, 후광 현상(halo artifact), 색신호 왜곡 등의 문제점을 개선하기 위해 화소 값의 분포 통계 특성인 비대칭도(skewness)를 이용한 적응적 retinex 알고리즘을 제안한다. 제안 방식에서는 칼라 영상의 조명 정보인 휘도 성분에 대해 비대칭도 기반의 대조비(contrast) 보정 함수를 정의하였으며, 이를 기반으로 휘도 성분의 역광 보정 및 색신호 보정을 수행하도록 하였다. 실험 결과를 통해 광원량의 정도에 관계없이 효과적인 역광 보정이 되었음을 확인하였으며, 기존 retinex 기법과 비교하여 40% 이상의 연산량의 이득이 있었음을 확인할 수 있었다.

Key Words : Retinex 알고리즘, 역광 보정, 비대칭도, 후광 현상, 색신호 왜곡

ABSTRACT

This paper presents an adaptive retinex algorithm. In order to solve typical problems of retinex algorithm such as expensive computational cost, halo artifact, and color distortion, a function of skewness that represents a statistical distribution of pixels is defined to compensate contrast and color distortion. The experimental results show that the proposed algorithm leads to subjectively better performance than typical retinex algorithm, and that the proposed algorithm has the capability to reduce approximately 40% computational cost than typical retinex algorithm.

1. 서론

급속한 디지털 기술의 발전으로 컴퓨터, TV, 휴대폰 단말기 등과 같은 다양한 멀티미디어 응용 분야에서 고화질 영상에 대한 요구가 높아지고 있다. 그러나 일반적으로 디지털 영상 장치는 영상 획득 과정에서 부적절한 광원량 및 표현될 수 있는 동적 영역

(dynamic range)의 한계로 인하여 어두운 혹은 밝은 부분의 정보가 손실되어 비선형적인 특성을 가지고 있는 인간 시각으로는 인지할 수 없게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 AE(Auto Exposure) 및 AWB(Auto White Balance)와 같은 다양한 기능들을 가진 디지털 영상 장치들이 개발 되었다. 그러나 일반적인 영상 획득 시스템은 주변 조도에 의해 획득된 영상의

* 본 연구는 2011년도 교육과학기술부의 재원으로 한국 연구재단의 지원 (No. 2011-0000148) 및 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원 사업 (NIPA-2010-C1090-1021-0010)의 연구결과로 수행되었음.

* 송실대학교 정보통신전자 공학부 (kglover@ssu.ac.kr, dukkoo@ssu.ac.kr, mhong@ssu.ac.kr)

논문번호 : KICS2011-04-165, 접수일자 : 2011년 4월 1일, 최종논문접수일자 : 2011년 7월 26일

명암 정도가 결정되며 조도량이 큰 경우 조도량에 따라 획득된 영상의 만족도가 다르게 형성된다. 그러므로 이러한 환경에서 촬영된 영상의 화질 개선을 위한 역광 보정이 필요하다.

역광 영상은 태양과 같은 강한 빛을 내는 발광 물체가 피사체 뒤에 있어 어두운 영역과 밝은 영역 간의 명암 차가 큰 영상을 의미하며, 역광 보정을 통해 화질 개선을 위한 방식으로 히스토그램 평활화, 감마 커브 보정 등이 제안되었다. 그러나 인간 시각의 감도는 장면에서 광원과 물체의 위치에 따라 지역적으로 변하기 때문에 상기와 같은 대비의 조정 방식으로는 화질 개선의 한계가 있다. 이와 같은 문제점들을 개선하고자 인간의 시각 모델인 *retinex* 특성을 기반으로 하는 조명 성분의 영향을 줄이는 *Single Scale Retinex(SSR)* 방식이 제안되었다^[1,2]. 그러나 *SSR* 방식은 전처리 과정인 가우시안 필터에 의존적이고 입력 영상에 개선 정도의 편차가 매우 크며 후광 효과와 색신호의 열화 현상 등의 결점이 존재한다.

*SSR*의 성능이 가우시안 마스크에 크게 의존하는 점을 개선하기 위해 *Multi Scale Retinex(MSR)* 방식을 제안하였으나 전처리 과정인 가우시안 필터 설정에 의존적이며 *RGB* 영상 채널 사이의 상관도를 고려하지 않은 관계로 색 신호의 열화 현상이 발생한다^[3]. 이로 인하여 다양한 입력 영상에 적응적으로 대응하기가 어려워 각 반사 성분 영상들이 가지는 고유한 특성을 극대화할 수 없어 국부적인 대조비(*contrast*) 손실이 발생한다. 또한, 피사체가 어둡게 보이는 역광 영상의 경우, 어두운 부분의 대조비는 개선되나 밝은 부분의 대조비는 오히려 감소하는 불균형 현상이 발생한다.

이러한 문제들을 개선하기 위해 광원의 주요 성분이 조명 정보인 휘도(*luminance*) 채널을 이용한 다중 *retinex* 방식이 제안되었다^[4,5]. 상기 방식은 *RGB* 채널의 균형을 유지하면서 휘도 성분 채널에 대한 대비가 향상되기 때문에 결과가 안정적이고 높은 채도를 나타낸다. 그러나 단지 휘도 채널만이 사용되었기 때문에 *retinex* 알고리즘이 고유 특성인 광원의 색도 값을 제거할 수 없으며, 채도 성분에 대한 표현이 자연스럽게 못한 단점이 있다.

Retinex 기반 알고리즘은 다른 화질 개선 기법에 비해 색채 정보 보존과 대조비 향상에 우수하다. 그러나 조명 성분 추정 과정에서 상당한 처리 시간이 소요되고, 역광 사진에 적용하는 경우 어두운 영역의 대조비 개선에 있어서는 밝은 영역의 대비가 많이 감소하는 문제가 있다^[6]. 또한 어두운 영역의 값이 증폭될

때 주변의 밝은 영역의 값도 증폭되어 결과 영상에서 후광 효과가 발생하게 되어 영상의 품질을 저하시키는 주요 원인이 된다.

본 논문에서는 칼라 영상의 휘도 성분의 분포도를 비대칭도(*skewness*) 정보를 이용하여 검출하고, 이를 기반으로 하는 역광 보정 함수를 제안한다. 더불어, 휘도 성분 보정 함수를 이용한 색상 보정 과정 방식에 대하여 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 *retinex* 기법에 대해 간략히 소개하고, III장에서는 비대칭도 기반 역광 보정 함수 및 색신호 보정 기법에 대해 제안한다. IV장에서는 제안된 방식의 실험결과에 대하여 분석하며, V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 기본배경

Retinex 알고리즘은 인간 시각 시스템이 인지하는 색이 일반적으로 광원과 물체의 반사율의 곱으로 이루어진다는 *Land*의 시각적 모델과 영상의 명암과 인지된 감각 사이에는 로그 관계를 가진다는 *Weber-Fechner's law*을 이용하여 인간이 지닌 조명 적응성을 모방한 모델이다^[2]. *Retinex* 알고리즘은 영상은 조명 성분과 물체 고유의 특징을 나타내는 반사 성분으로 구성되어 있으며, 이 중 역광의 원인인 조명 성분을 제거하고 반사 성분을 강조하여 영상의 표현 영역을 압축하고 대조비를 향상시키는 기법이다. 특히 입력 영상에 *log* 연산을 취한 값을 근간으로 저대역 통과(*low-pass*) 필터인 가우시안(*Gaussian filter*) 필터를 이용하여 입력 영상의 조명 성분(*Illumination*)을 추정하고 추정된 조명 성분을 입력 영상으로부터 제거하여 사물의 특징을 표현하는 반사 성분(*Reflectance*)을 결정한다. 더불어 반사 성분에서 칼라 성분을 복원하고 이득/오프셋(*gain/offset*) 과정을 거쳐 역광이 보정된 결과 영상을 획득하게 된다. 그림 1에 *retinex* 알고리즘 처리 과정에 대한 순서도를 나타내었다.

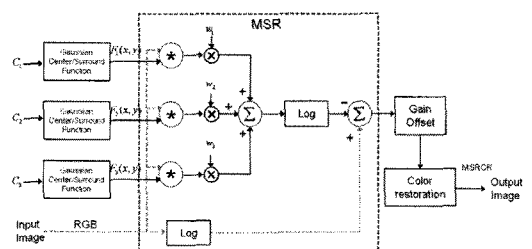


그림 1. *SSR* 방식 순서도
Fig. 1. Procedure of *SSR* method

본 절에서는 SSR 방식과 MSR 방식에 대한 개괄적인 내용에 대해 기술한다.

2.1 SSR(Single Scale Retinex) 알고리즘

SSR 방식은 조명 성분을 추정하기 위해 입력 영상에 가우시안 필터를 적용하였고, 필터링한 결과를 조명 성분으로 가정하고 이를 입력 영상에서 차감한 영상을 물체의 반사율을 추정하며 다음 식으로 반사 성분은 기술 된다²⁾.

$$R_i(x,y) = \log\left[\frac{I_i(x,y)}{F_n(x,y)*I_i(x,y)}\right]. \quad (1)$$

위 식에서 $I_i(x,y)$ 는 i 번째 영상 채널의 (x,y) 위치에서의 조명 값을 (RGB일 경우 $i=1,2,3$), $F(x,y)$ 는 조명 성분 추정을 위한 정규화된 가우시안 중심/주변(center/surround) 함수를 나타내며, “*”는 콘볼루션(convolution) 연산자를 의미한다. 가우시안 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$F(x,y) = Ke^{-\frac{(x^2+y^2)}{c^2}} \quad (2)$$

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

식 (2)에서 K 는 정규화 계수이며 c 는 가우시안 분포의 표준 편차를 의미하는 중심/주변 상수를 나타내며 가우시안 필터의 크기(scale)를 결정한다.

SSR 방식은 c 의 크기에 따라 결과에 큰 차이가 나는 불안정한 단점을 갖고 있다. 예를 들어 그림 2에서와 같이 c 가 너무 작은 경우 영상의 윤곽선이 보존되고 어두운 영역의 정보가 복원되지만 원 영상에서의

어두운 영역과 밝은 영역 간 명암 차이가 너무 줄어들어 전역적인 대조비가 감소하는 문제점이 발생한다. 반대로 c 의 값이 너무 큰 경우 어두운 영역과 밝은 영역의 명암 차이는 적절하게 개선되어 전역적인 대조비는 향상되지만 영상의 윤곽선 정보와 밝은 영역의 정보가 손실된다. 위와 같은 SSR 방식의 성능이 전처리 가우시안 필터의 표준편차 설정에 민감한 문제점을 해결하기 위해 다중 표준편차를 활용한 MSR 방식이 제안되었으며 개괄적인 내용은 다음과 같다.

2.2 MSR(Multi Scale Retinex) 알고리즘

MSR은 SSR의 단점을 보완하고자, 표준편차를 다르게 설정한 가우시안 필터를 적용한 SSR 결과 영상들에 대해 각각 가중치를 주어 평균하여 사용하며 반사 성분은 다음과 같이 예측 된다^{3,4)}.

$$R_i(x,y) = \sum_{n=1}^N w_n \log\left[\frac{I_i(x,y)}{F_n(x,y)*I_i(x,y)}\right] \quad (3)$$

with $\sum_{n=1}^N w_n = 1$

식 (3)에서 N 은 서로 다른 c 상수를 갖는 SSR의 적용 총 횟수를 의미하며, w_n 은 n 번째 가우시안 필터에 대한 가중치를 나타낸다. MSR은 서로 다른 c 값을 이용한 여러 개의 SSR 결과를 이용하여 1개의 c 값을 이용하는 경우의 SSR 단점을 보완하기 위해 고안되었으나 입력 영상의 R, G, B 채널간의 상관도를 고려하지 않은 관계로 색신호 성분의 왜곡의 문제점을 갖고 있다. 또한 MSR은 SSR 영상들을 합성할 때 동일한 가중치를 주거나 임의적인 가중치를 주어 가우시안 전처리 필터로 인한 손실된 대조비 복원의 근본적인 문제점을 해결하는데 한계성을 갖고 있다. 상기와 같은 문제점을 개선하기 위해 색신호 성분의 개선을 위한 MSRCR (MSR with Color Restoration) 기법이 제안되었으며 개괄적인 내용은 다음과 같다.

2.3 MSRCR (Multi Scale Retinex) 알고리즘

MSR 방식에서 발생하는 색의 왜곡 문제를 개선하기 위해 컬러 복원 기능을 추가한 MSRCR이 제안되었으며 i 번째 영상의 반사 성분은 다음과 같이 기술된다⁶⁾.

$$R_{MSRCR_i}(x,y) = C_i(x,y) \cdot R_{MSR}(x,y). \quad (4)$$

식 (4)에서 $C_i(x,y)$ 는 i 번째 채널 성분의 복원 함

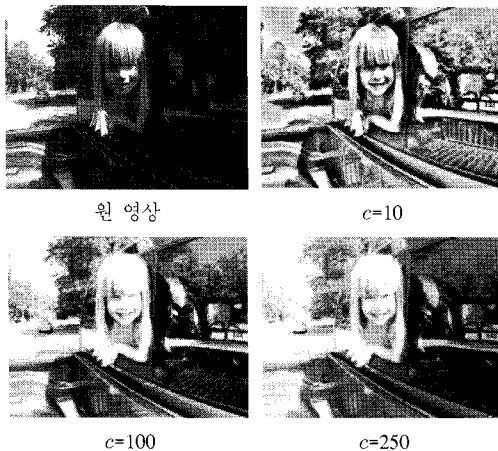


그림 2. SSR 결과 영상
Fig. 2. Example of SSR results

수를 나타내며 다음과 같이 표현된다.

$$I_i(x,y) = I_i(x,y) / \sum_{i=1}^S I_i(x,y) \quad (5)$$

$$C_i(x,y) = \beta \log[\alpha_i I_i(x,y)], i \in R, G, B$$

위 식에서 α 와 β 는 칼라 이득 상수이다. 그러나 MSRCR 방식도 SSR 및 MSR 방식과 마찬가지로 전처리 가우시안 필터의 표준편차 설정에 따라 역광보정의 편차가 큰 문제점을 갖고 있다. 그림 3은 MSRCR 방식의 결과 영상의 예를 나타내고 있다. 위와 같이 retinex 기반의 역광 보정 기법은

반사 성분에서 칼라 성분을 복원하고 이득/오프셋 과정을 거쳐 역광이 보정된 결과 영상을 획득하게 된다.



그림 3. MSRCR 결과 영상
Fig. 3. Example of MSRCR results

III. 비대칭도 통계 특성을 이용한 적응적 역광 보정 기법

본 논문에서는 기존 retinex 방식의 문제점인 전처리 가우시안 필터의 표준편차 설정에 따른 보정 영상의 불안정성을 극복하기 위하여 휘도 및 색신호 성분의 효율적인 보정을 위해 YCbCr 영역으로 변환하여 해당 정보를 이용한다. 특히 휘도 성분을 이용한 비대칭도 통계 정보를 산출하고 비대칭도 정보에 따른 mapping 함수를 결정하여 영상의 특성에 따른 적응적인 보정 기법에 대해 제안한다. 더불어 색신호 정보의 보정을 위해 휘도 성분의 변화량을 고려한 기법에 대해 기술한다.

MSR 방식은 물체의 반사 성분을 RGB의 각 채널을 독립적으로 처리하여 채널간의 연관성이 저하되어 칼라 복원과정에 적용되는 이득 값에 따라 영상 보정 결과가 상이하게 나타난다. 본 논문에서는 RGB 각 채널의 상관성을 고려하기 위해 YCbCr 영역으로 변환하고 휘도 성분에 해당되는 Y 채널에서 영상 화소의 분포 특성인 비대칭도 및 물체의 반사 성분을 추출

한다. 추출된 비대칭도 값에 따른 보정 mapping 함수를 결정한 후 보정된 휘도 성분의 변화율을 색차 보정 과정에 적용하는 일련의 과정을 수행하게 된다.

이미 언급된 바와 같이 retinex 방식은 입력 영상으로부터 예측된 반사 성분을 기반으로 이득의 적응적인 결정을 주요 내용으로 하고 있다. 본 방식에서는 휘도 성분을 이용한 영상의 반사 성분은 다음 과정을 통해 예측한다.

$$R(x,y) = \sum_{i=1}^N w_i \log \left[\frac{Y(x,y)}{F_i(x,y) * Y(x,y)} \right] \quad (6)$$

with $\sum_{i=1}^N w_i = 1.$

식 (6)에서 $Y(x,y)$ 는 휘도 영상의 (x,y) 번째 화소 값을 의미하며 N 은 입력 영상에 적용한 다른 표준편차를 갖는 전처리 가우시안 필터의 횟수를 의미한다. 제안 방식에서는 기존 방식과 동일하게 $N=3$ 인 경우를 사용하였다.

3.1 비대칭도(Skewness)

비대칭도는 모집단의 도수분포에서 평균값에 대한 비대칭의 방향과 그 정도를 나타내는 특성 값을 의미하며, 도수분포가 대칭일 때는 산술평균, 중앙값(median), 최빈값은 모두 일치하지만, 비대칭일 때의 도수는 최빈값의 좌우에 균등히 분포하지 않는 특성을 갖고 있다. 비대칭도는 $M \times N$ 크기의 영상에 대해 다음과 같이 정의된다^[7].

$$Skewness = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [(Y(x,y) - Y_{mean}) / Y_{std}]^3}{M \times N - 1} \quad (7)$$

식 (7)의 입력 휘도 성분의 평균 및 표준편차는 다음과 같다.

$$Y_{mean} = \frac{1}{M \times N - 1} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} Y(x,y),$$

$$Y_{std} = \sqrt{\frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (Y(x,y) - Y_{mean})^2}{M \times N - 1}} \quad (8)$$

임의 영상의 화소 값들의 분포 특성을 표현하는 비대칭도는 그림 4와 같이 양수일 경우에는 화소들의 분포가 좌측으로 비대칭 되어 있다는 것을 의미하며

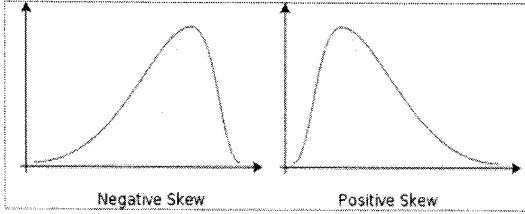


그림 4. 비대칭도 분포도
Fig. 4. Distribution of skewness

이는 전체적으로 영상이 어두운 경우를 의미한다. 반면 비대칭도 값이 음수일 경우에는 화소들의 분포가 우측으로 비대칭 되어 있다는 것을 의미하며 전체적으로 영상이 밝은 경우에 해당된다. 이와 같은 비대칭도 특성을 이용하여 retinex 방식의 보정 함수를 다음과 같이 정의하였다.

3.2 대조비(Contrast) 보정 함수

기존의 retinex 방식은 영상의 특성에 상관없이 정적인 보정 함수를 사용하여 왔다. 이로 인해 역광 사진 보정 과정에서 어두운 영역을 표현하는 범위는 충분하여 대조비가 증가하지만, 밝은 영역은 표현되는 범위가 너무 좁아 대조비가 감소하는 문제점을 가지고 있다. 제안 방식은 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상의 특성에 따라 보정 함수의 형태를 적응적으로 적용시키는 적응적인 비선형 동적영역 정규화 함수를 제안한다. 비선형 동적영역 정규화는 HDR (High Dynamic Range) 원 영상의 동적영역을 디스플레이 장치의 동적영역으로 변환하는 과정이다. 제안하는 보정 함수는 식 (8) 및 (9)로 정의하며, $\beta(x,y)$ 은 보정된 휘도 성분의 화소값을 나타낸다.

$$\mu = \left(-\frac{Skewness}{2} + k \right), \quad (9)$$

$$\beta(x,y) = \left(\frac{R(x,y) - R_{min}}{R_{max} - R_{min}} \right)^\mu. \quad (10)$$

식 (9)의 k 는 보정 상수 값을 의미하며, 식 (10)의 R_{max} , R_{min} 는 휘도 반사 영상의 최대값, 최소값을 나타낸다. 식 (10)에서 알 수 있듯이 보정 함수의 형태가 비대칭도에 함수로 정의되며 다음과 같은 특성을 갖게 된다. 영상이 어두울수록 μ 값은 커지게 되고 밝은 영상으로 보정되는 특성을 갖게 된다. 반면에 영상이 밝을수록 μ 값은 작게 되고 밝은 영역의 값을 감소시켜 대조비를 향상시키는 결과를 낳게 된다. μ 값에 따른 보정 함수의 특성을 그림 5에 나타내었다.

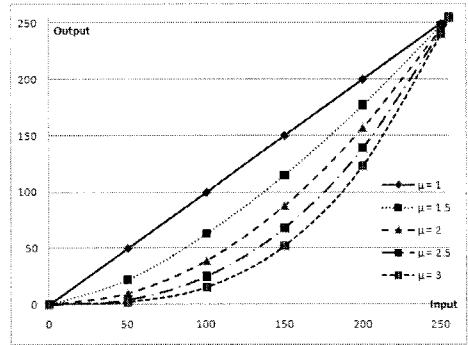


그림 5. 대조비 보정 함수
Fig. 5. Contrast compensation function

위의 과정을 통해 보정된 휘도 영상은 LDR (Low Dynamic Range) 디스플레이에 표시하기 위해서는 비선형 정규화된 보정 휘도 영상의 화소 값을 LDR 디스플레이가 갖는 동적영역으로 변환해야 하며 다음과 같이 기술될 수 있다.

$$\bar{Y}(x,y) = \beta(x,y) \cdot D_{dis}. \quad (11)$$

위 식에서 P 비트의 명암 표현 맵을 갖는 디스플레이의 경우 D_{dis} 는 2^{P-1} 값을 갖는다.

3.3 색차 성분 처리

제안된 방식을 이용하여 보정된 휘도 성분은 명암 값이 변화하였으므로 칼라 보정 과정을 거쳐 색차 성분을 휘도 성분의 변화율만큼 보상해 주어야 한다. 색차 성분 Cb, Cr의 경우 보정 처리를 하지 않으면 채도가 감소하여 색이 선명하지 않고 그림 6과 같이 약간 회색조 결과를 초래하게 된다.

상기와 같은 이유로 휘도 영상의 보정 후 칼라 성분의 보정이 이루어져야 하며 본 논문에서는 연산량의 절감을 위해 휘도 성분의 보정 정도를 색신호 성분에 적용하였다. 휘도 성분의 보정량은 다음과 같이 기술될 수 있다.



(a) Cb,Cr 유지 (b) Cb,Cr 처리

그림 6. 색 신호 보정 결과의 예
Fig. 6. Example of color channel compensation

$$C_{deg}(x,y) = \frac{\bar{Y}(x,y)}{Y(x,y)} \quad (12)$$

식 (12)의 보정량을 이용하여 색신호 보정은 다음과 같은 과정을 통해 수행된다.

$$\begin{aligned} \bar{Cb}(x,y) &= C_{deg}(x,y) \times (Cb(x,y) - 128) + 128, \\ \bar{Cr}(x,y) &= C_{deg}(x,y) \times (Cr(x,y) - 128) + 128. \end{aligned} \quad (13)$$

제안 방식의 순서도는 그림 7과 같다.

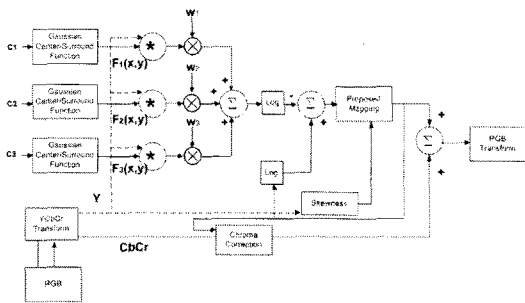


그림 7. 제안 방식의 순서도
Fig. 7. Procedure of proposed algorithm

IV. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안한 비대칭도 통계 특성 기반 적응적 retinex 방식의 성능 평가를 위해 다양한 환경에서 촬영된 역광 사진을 이용하였으며 성능 평가를 위해 히스토그램 등화 기법 및 MSRCR 기법과 비교하였다. 실험에 적용한 전처리 가우시안 필터의 표준편차는 10, 80, 250을 적용하였으며 가우시안 필터링된 영상의 가중치는 1/3으로 균등하게 적용하였다. 더불어 식 (9)의 보정 함수의 매개변수 $k=3$ 을 적용하여 Intel CPU 2.6 GHz 환경에서 실험하였다.

그림 8의 360×236 크기의 원 영상을 RGB 각 채널 별로 히스토그램 등화 기법 및 MSRCR 기법을 적용한 결과를 나타내었다. 실험 결과에서 확인할 수 있듯이 히스토그램 등화 기법은 색신호의 보정은 비교적 양호하게 되었으나 대조비의 보정이 상대적으로 만족스럽지 못하게 이루어졌다. 더불어 MSRCR 결과는 보정 결과가 과도하게 되어 머릿결과 같은 세밀한 정보가 훼손되어진 후광 효과가 있음을 확인할 수 있었으며 전체적으로 색신호가 왜곡되어 부자연스러운 결과를 초래하였다. 반면에 제안 방식은 MSRCR 방식과 비교하여 상대적으로 색신호가 자연스럽게 보정되

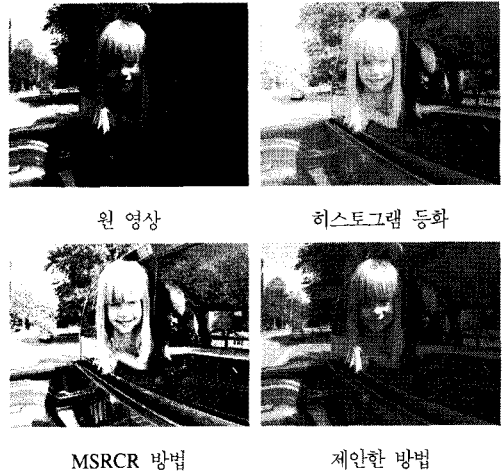


그림 8. 실험 결과 비교 1
Fig. 8. Performance comparisons 1

었으며 후광 효과도 제거 되었음을 확인할 수 있었다. 360×236 해상도의 그림 9의 실험 결과에서도 유사하게 MSRCR 방식은 후광 효과로 인한 정보 손실이 있었으며 색신호 보정 결과도 부자연스러움을 알 수 있다. 반면에 제안 방식의 결과는 대조비 보정 및 색신호의 보정이 효과적으로 이루어졌음을 확인할 수 있다.

실제 환경에 적용한 성능 평가를 위해 640×470 크기의 그림 10과 같이 web 카메라를 통해 획득된 영상을 이용하였다. 히스토그램 등화 기법 및 MSRCR 기법의 결과는 앞서 기술한 결과와 유사하게 대조비의 과다 증폭 결과로 인해 후광 효과 등의 왜곡 현상이 현저하게 발생하였으며 색신호 보정이 부적절하게 되어 시각적으로 부자연스러운 결과를 초래하였다. 반면

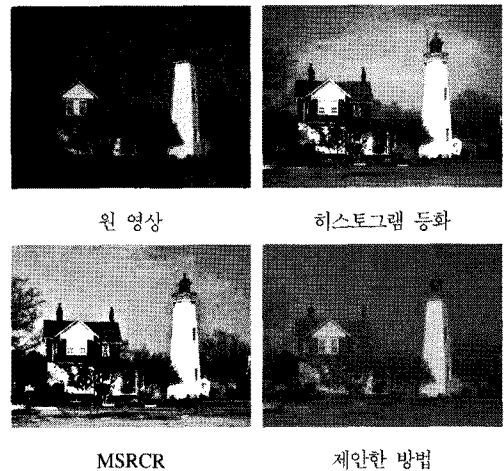


그림 9. 실험 결과 비교 2
Fig. 9. Performance comparisons 2

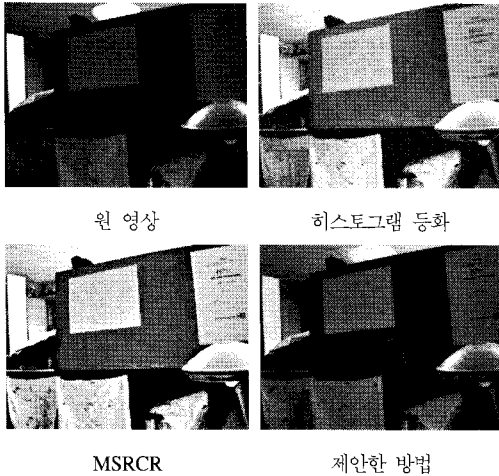


그림 10. Web 카메라 획득 영상의 실험 결과 비교
Fig. 10. Performance comparisons of image captured by Web camera

에 제안 방식의 결과는 상대적으로 대조비 및 색신호가 자연스럽게 보정되었음을 확인할 수 있었다. 상기와 같은 결과는 히스토그램 등화 기법 및 MSRCR 기법은 칼라 영상 채널간의 연관성에 대한 고려의 미흡으로 인한 반사 성분 예측 한계성 등으로 인해 보정 결과가 부자연스러운 것으로 판단된다.

제안된 방식의 성능을 정량적으로 평가하기 위한 지표로서 CPP (Contrast Per Pixel)를 이용하였으며 $M \times N$ 크기의 영상에 대해 다음과 같이 정의 된다^[8].

$$CPP = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left(\frac{1}{9} \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 |\bar{Y}(i,j) - \bar{Y}(i+m,j+n)| \right)}{M \times N} \quad (14)$$

위 식에서 \bar{Y} 는 영상의 휘도 성분을 나타낸다. 식 (14)에서 기술된 CPP는 주변 화소와의 변화 정도를 표현하는 지표로서 특정 물체에 대한 세부 표현 정도를 측정할 수 있으며 대조비에 비례하는 특성을 갖고 있다^[8]. 표 1에 나타낸 바와 같이 모든 원영상은 저조도 특성으로 인해 CPP 값이 다른 역광 보정 결과와 비교하여 낮은 값을 갖고 있다. 반면에 히스토그램 등화 기법, MSRCR 및 제안 기법을 이용한 역광 보정 결과는 원영상 결과와 비교하여 대조비 개선으로 인해 CPP 값이 향상된 결과를 나타내었음을 확인할 수 있었다. 특히, MSRCR 방식이 대조비 개선 측면에서 가장 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있었으며, 제안 방식은 MSRCR 기법과 비교하여 대조비 개선 측면에서 다소 저하된 성능이 있었음을 확인할 수 있었다.

표 1. CPP 성능 비교
Table 1. CPP performance comparisons

구분	그림 8	그림 9	그림 10
원영상	7.47	4.75	2.01
히스토그램 등화 방식	10.28	8.21	4.33
MSRCR 방식	16.75	11.39	5.39
제안 방식	15.22	10.87	5.13

각 방식의 복잡도를 평가하기 위해 CPU 연산속도를 비교하였으며, CPU 연산속도에 대한 성능 비교를 표 2에 나타내었다. 히스토그램 등화 방식은 예상한 바와 같이 비교 대상 방식 중 가장 빠른 연산 속도를 나타내었다. 또한 MSRCR 방식은 RGB 각 채널별로 전처리 가우시안 필터를 이용한 콘볼루션 연산 수행 및 색신호 보정 과정 등의 수행으로 인해 가장 많은 연산량을 필요로 함을 확인할 수 있었다. 반면에 제안 방식은 휘도 성분에 대해서만 가우시안 필터와의 콘볼루션 연산을 수행하고 휘도 성분의 보정량에 따른 색신호 보정 과정을 수행함으로써 기존 MSRCR 방식과 비교하여 평균 45% 정도의 연산 속도 절감 효과가 있었으나 히스토그램 등화 방식과 비교하여 평균 60%의 연산량이 기준되었음을 확인할 수 있었다.

제안 방식은 휘도 성분을 이용한 반사 성분의 추출 및 비대칭도를 이용한 새로운 휘도 성분 보정 함수를 통해 효과적으로 대조비 보정을 이룰 수 있었으며, 보정된 휘도 성분에 따른 색신호 보정 과정을 수행함으로써 연산량의 절감 효과도 있었음을 확인할 수 있었다.

표 2. CPU 연산 속도 비교 (단위 : sec)
Table 2. CPU computational speed comparisons (unit : sec)

구분	그림 8, 9	그림 10
히스토그램 등화 방식	0.230	0.832
MSRCR 방식	0.687	2.453
제안 방식	0.360	1.375

V. 결 론

본 논문에서는 영상의 해상도 개선을 위해 비대칭도 통계 특성을 이용한 적응적 retinex 방식을 제안하였다. 휘도 성분을 이용한 반사 성분의 추출 및 비대칭도에 대한 휘도 성분 보정 과정을 통해 기존 retinex 방식과 비교하여 효과적으로 대조비 보정이 되었음을 확인할 수 있었으며, 휘도 성분의 보정 정도에 따라 적응적으로 색신호 성분을 보정함으로써 색신호도 자

연스럽게 표현됨을 확인할 수 있었다. 더불어, 휘도 성분만의 전처리 과정 및 보정된 휘도량에 따른 색신호 보정량을 결정함으로써 기존 retinex 방식과 비교하여 50% 이상의 연산량 절감 효과도 이루어짐을 확인할 수 있었다.

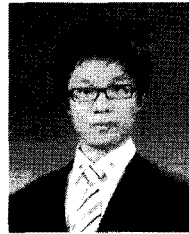
현재 해상도 개선에 대한 정량적인 성능 평가 방식에 대한 연구가 진행 중이다. 상기 연구를 통해 보다 객관적인 성능 평가가 가능할 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] B. Funt, F. Ciurea, and J. McCann, "Retinex in MATLAB," *Journal of Electronic Imaging*, Vol.13, No.1, pp.48-57, 2004.
- [2] E. Land and J. McCann, "Lightness and retinex theory," *Journal of the Optical Society of America*, Vol.61. No.1, pp.1-11, January 1971.
- [3] Z. Rahman, G. A. Woodell, and D. J. Jobson, "A comparison of the multiscale retinex with other image enhancement techniques," *NASA Langley Technical Report*, 1997.
- [4] T. Watanabe, Y. Kuwahara, and T. Kurosawa, "An adaptive multi-Scale retinex algorithm realizing high color quality and high-speed processing," *Journal of Imaging Science and Technology*, Vol.49, No.5, pp.486-497, 2005.
- [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] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A multi-scale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol.6, No.7, pp.965-976, July 1997.
- [7] B. Picinbono, *Random Signals and Systems*, Prentice Hall, 1993.
- [8] E. Mark and M. David, "Histogram equalization using neighboring metrics," *Proceedings of the second Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, pp.397-404, June 2005.

정재현 (Jae-Hyun Jeong)

준회원



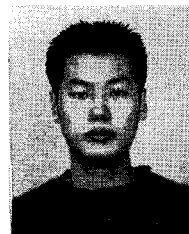
2009년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사

2009년 3월~현재 숭실대학교 정보통신공학과 석사과정 재학 중

<관심분야> 영상 신호 처리, 영상 화질 개선

강덕구 (Duk-Goo Kang)

준회원



2010년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사

2010년 3월~현재 숭실대학교 정보통신공학과 석사과정 재학 중

<관심분야> 3D 영상 신호처리, 영상 화질 개선

홍민철 (Min-Cheol Hong)

종신회원



1988년 2월 연세대학교 전자공학과 학사

1990년 8월 연세대학교 전자공학과 석사

1997년 8월 Northwestern University 전기및컴퓨터공학과 졸업 (박사)

1997년 9월~1998년 8월 Northwestern University 전기및컴퓨터공학과 (박사 후과정)

1998년 9월~2000년 2월 LG전자(주) 선임연구원

2000년 3월~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> 영상 복원 및 enhancement, Blind image deconvolution, 동영상 부호화, 3D 영상신호 처리, 비선형 영상 신호처리, 움직임 추정 및 모델링