

# 2개의 가상영상을 사용하는 저조도 및 역광영상의 라플라스 피라미드 융합 기법

## A Laplace Pyramid Fusion Method for Low Light and Backlit Images using 2 Virtual Images

김진현<sup>★</sup>

Jin Heon Kim<sup>★</sup>

### Abstract

This paper introduces a method to improve the contrast of images taken in backlit in low light by fusing two virtual images representing the dark and bright areas using Laplacian pyramid. The proposed technique automatically adjusts histogram stretching and gamma conversion parameters according to the images through histogram analysis when creating two virtual images. In Laplace fusion process, a method of using only grayscale values as weights is presented, and NIQA indicators were calculated using two standard image data sets to demonstrate its effectiveness. The proposed technique uses a virtual image generation method that can be implemented as a LUT, simplifies the creation of a weight map, and has the advantage of less computational burden because one-channel fusion is possible.

### 요약

본 논문에서는 역광 촬영된 사진이나 저조도에서 찍힌 사진을 어두운 영역과 밝은 영역을 대표하는 두 장의 가상 영상으로 라플라시안 피라미드로 융합하여 영상의 대조비를 개선하는 방법에 대하여 소개한다. 제안된 기법은 두 장의 가상 영상을 만들 때 히스토그램 분석을 통해 히스토그램 스트레칭과 감마변환 파라미터를 영상에 따라 자동으로 조절한다. 라플라스 융합과정에서 가중치를 계조값만을 사용하는 방법을 제시하고 2종의 표준 영상 데이터 세트를 사용하여 NIQA 지표를 산출하여 그 효용성을 보인다. 제안된 기법은 LUT로 구현 가능한 가상영상 생성 방법을 사용하였으며 가중치 맵 생성을 단순화하였고 1채널 융합이 가능하여 연산 부담이 적은 장점이 있다.

*Key words : Image Enhancement, Backlit, Back Light, Laplacian Pyramid, Low Contrast Image*

\* Professor, Dept. of Computer Engineering, Seokyeong University

★ Corresponding author

E-mail : jinheon@skuniv.ac.kr, Tel : +82-2-940-7747

※ Acknowledgment

This Research was supported by Seokyeong University in 2021.

Manuscript received Jun. 7, 2023; revised Jun. 26, 2023; accepted Jun. 27, 2023

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

### 1. 서론

라플라스 피라미드는 초기에는 영상의 압축 용도로 소개되었다[1]. 이후 HDR(High Dynamic Range)[2] 영상을 LDR(Low Dynamic Range) 영상으로 표현하려는 방안으로 여러 개의 영상을 융합(fusion)하는 용도로 효과적으로 제안되었다[3][4]. 해당 논문에서는 융합하려는 여러 장의 영상과 이 영상들에 있는 화소의 반영도를 의미하는 가중치 맵(map)을 만들어 결합하였다. 각 화소의 반영도를 결정하는 지표는 다음과 같다.

$$Contrast = \left| \sum_{x=-1}^{+1} \sum_{y=-1}^{+1} C_{xy} \cdot P_{xy} \right| \quad (1)$$

이 연산에서  $P_{xy}$ 는 해당  $x, y$  좌표의 화소 값으로 콘트라스트 값은  $C_{xy}$  커널로 구성된 콘벌루션 연산으로 이루어진다. 커널은 보통 소벨 필터로 2회 연산을 시행하던가 아니면 1회의 라플라시안 2차 미분 필터로 대신한다.

$$Saturation = \sqrt{(R-\mu)^2 + (G-\mu)^2 + (B-\mu)^2} \quad (2)$$

채도의 정의와는 다른데 저자의 용어를 그대로 사용하기로 한다.  $\mu$ 는 RGB 화소의 평균을 의미하므로 RGB 3색 화소값이 평균에 얼마나 멀리 분포하는가를 측정한다. 강한 색상은 이 값이 크며 선호하는 화소로 간주된다.

$$Well\ Exposedness = E_R \cdot E_G \cdot E_B \quad (3)$$

where  $E_x = \exp(-(P_x - 0.5)^2 / 2\sigma^2)$ ,  $\sigma = 0.2$ .  $x = R, G, B$

이 지표는 임의의 화소  $P$ 의 각 색상 채널의 값이 중심값(128 혹은 0.5)에서 떨어진 정도를  $e$  함수로 연산한다. 중심값에 가까울수록 큰 값을 가지며 선호하는 화소이다.

본 논문을 통해 이런 가중치 판단 지표는 CSW (Contrast, Saturation, Well exposedness)로 칭하기로 한다. 화소별 CSW 연산 행렬을 통합하여 가중치 맵으로 만들어 영상의 라플라스 계층의 반영도를 가중치 맵으로 결정한다. 영상의 해상도를 줄여가면서 모든 레이어의 해상도 계층에서 여러 영상의 라플라스 성분이 혼합되어 자연스러운 영상을 만들어 낸다.

이렇게 2009년 HDR 융합에 제안되었던 라플라스 피라미드의 응용은 2010년부터 화질 개선용으로 제안되기 시작하였다. [5]에서는 히스토그램 평활화(HE)와 라플라스 피라미드(LP)를 결합하여 화질개선을 시도하였고, [6]에서는 사실상의 CSW 맵을 활용한 LP 융합으로 대조비 개선을 시도하였다. [7]에서는 원본의 대조비 개선을 위해 원본으로부터 다수의 가상영상(virtual image)을 생성하는 SEF(Simulated Exposure Fusion) 기법을 적용하였다. 여기서도 HSV 좌표계상의 융합을 위해 컬러 색상 강도를 연산하는 가중치 맵은 생성하지 않았다. [8]에서는 가상 영상을 만드는 방법으로 다양한 기법을 정리하면서 융합기법의 장단점에 대해서도 기술하였다.

본 논문에서는 피라미드 융합을 저조도에 촬영되었거나 역광 조명에서 찍힌 사진의 품질을 개선하는 데 활용

하는 방법을 제시하고 한다. 한 장의 사진을 조도에 따라 품질이 개선된 2장의 사진으로 만들어 이를 융합하여 사진의 화질을 개선하는 것이다.

본 연구의 주요 목표는 (1) 라플라스 융합에 필요한 화소의 가중치를 종래의 방법보다 쉽게 구하면서도 유사한 효과를 나타내도록 하고, (2) 그 가상 영상을 만드는데 가능한 적은 연산 시간이 소요되고 구현이 쉬운 단순경량화 기법을 제시하는 것이다. 본 논문의 II절에서는 제안된 방법에 대해 소개하고, III절에서 알려진 데이터 세트에 대해 적용해서 얻는 실험 데이터를 관찰해 보고, IV절에서 결론을 맺기로 한다.

## II. 제안된 기법

본 논문에서 제안하는 저조도 및 역광영상을 위한 화질개선 방안은 원본을 가상 영상 2장으로 분리하여 라플라스 피라미드를 이용하여 융합하는 것이다. 제안된 기법의 처리 과정을 그림 1에 보인 바와 같이 입력 영상은 괄호 (1)→(2, 3)→(4)→(5) 블록을 거쳐 출력 영상으로 만들어진다.

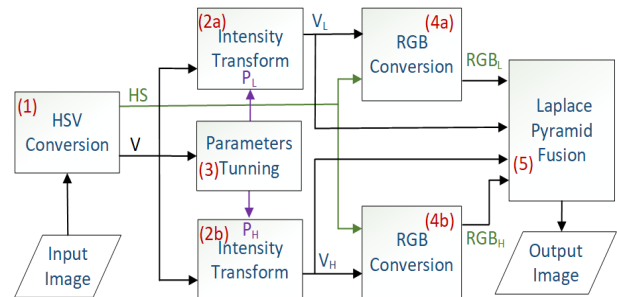


Fig. 1. Block Diagram of the Proposed Scheme.

그림 1. 제안된 기법의 블록 다이어그램

### 1. HSV 변환

HSV 평면으로 변환한다. 이후 휘도 성분에 해당하는  $V$ 를 사용하여 (3)번 블록에서 제공한 파라미터를 사용하여 (2a, 2b)번 각 블록에서 어두운 부분과 밝은 부분을 대상으로 휘도 변환을 행한다.

### 2. 명암변환

입력된  $V$  성분에 대해 식 (4)와 같이 표현되는 매트랩(Matlab) 함수[9]로 명암변환을 시행한다. 해당 함수는  $V$ 의 특정 범위의 화소값을 가진 영상을 [0 1]의 전 영역으로 확장하고  $\gamma$  변환을 수행한다.

$$\begin{aligned} V_L &= imadjust(V, [p_l - \delta_l \ p_m + \delta_m], [0 \ 1], \gamma_l); \\ V_H &= imadjust(V, [p_m + \delta_m \ p_h + \delta_h], [0 \ 1], \gamma_h); \end{aligned} \quad (4)$$

이때 필요한 파라미터는 다음에 기술하는 블록 (3)에서 제공받는데 위 연산은 영상이 입력될 때 변환함수를 테이블(LUT: Look Up Table)로 만들어 빠른 속도로 전체 영상에 적용할 수 있다.

### 3. 파라미터 튜닝

휘도 영상의 히스토그램을 바탕으로 식 (4)의 명암변환을 시행하기 위한 스트레칭 범위 파라미터  $[p_l, p_m, p_h]$ 와  $\gamma$ 를 생성한다. 파라미터의 결정 방법은 그림 2와 같은 사례를 통해 설명하기로 한다.

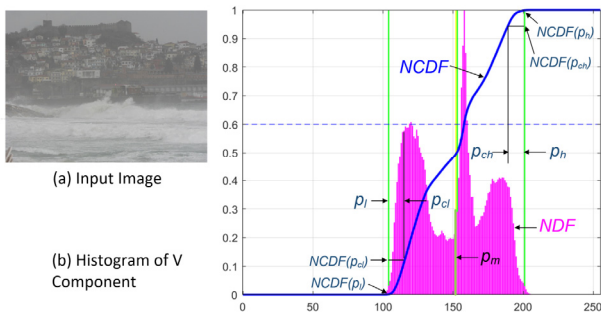


Fig. 2. Input Image and its Histogram.  
그림 2. 입력 영상과 V 성분의 히스토그램

그림 2(a)는 입력 영상을 보인 것이고, (b)는 해당 영상의 휘도 성분(V)의 정규화된 분포함수(NDF: Normalized Distribution Function), 정규화누적분포함수(NCDF: Cumulative), 스트레칭과  $\gamma$  변환 파라미터 결정에 필요한 주요 지점들을 보인 것이다.

#### 가. $[p_l, p_m, p_h]$ 결정

입력 영상이 인가되면 이 블록에서는 NCDF를 이용해 의미있는 화소들의 분포가 시작되는 지점,  $p_l$ 을 미리 정한 비율,  $r_{mn}$  ( $=0.001$ )가 되는 지점을 선정한다. 즉, 전체 화소의 0.1% 이하의 분포도를 갖는 화소는 명암변환 파라미터 산출에 제외하는 것이다. 의미있는 화소들의 분포가 끝나는 지점  $p_h$ 는  $1 - r_{mn}$ 이 되는 지점을 선택하고, 이 두 개의 지점의 평균값을 중간지점  $p_m$ 으로 정한다.

#### 나. $\delta$ 의 결정

실제로 (1)의 식을 적용할 때는  $\delta$ 의 여유분을 적용한

다.  $\delta_l$ 과  $\delta_h$ 는  $r_{min}$ 에서 누락된 화소를 최대한 반영하기 위한 것으로  $[p_l, p_h]$ 가 각각  $[0, 1]$ 과의 거리의 일정 비율을 사용한다.  $\delta_m$ 은 두 명암변환의 중복되는 영역을 결정하는 것으로 역시 각각  $[p_l, p_h]$ 과의 거리의 일정 비율을 사용한다.

#### 다. $\gamma$ 의 결정

$\gamma$ 는 DF의 양 끝단의 평균 NCDF의 비율( $r_l, r_h$ )로 정한 초기 감마값( $g_l, g_h$ )에  $p_m$ 의 위치에 따라 스케일링 값( $s_l, s_h$ )을 곱하여 결정된다.

$$\gamma_l = g_l \cdot s_l, \quad \gamma_h = g_h \cdot s_h. \quad (5)$$

#### (1) 초기 감마값( $g_l, g_h$ ) 결정

이것은  $p_{cl}, p_{ch}$ 에 의해 결정되는 화소 비율로 결정된다. 그림 2(b) 사례를 바탕으로 기술해 보기로 한다.  $p_{cl}, p_{ch}$ 의 값은 각각  $p_m - p_l$ 와  $p_h - p_m$ 의 일정 비율 ( $1/5, 1/9$ ) 만큼을 줄인 값을 활용하여 정한다.

이것에 기반한  $r_l, r_h$ 은 식 (3)과 같이 해당 영역의 화소 평균( $avg_l, avg_h$ )에서 관심 영역의 화소 평균( $aoi_{cl}, aoi_{ch}$ )의 비율을 정의하여 사용한다.

$$r_l = aoi_{cl}/avg_l, \quad r_h = aoi_{ch}/avg_h \quad (6)$$

이 값들은 각각 식 (7), (8)에 보인 것처럼 해당영역의 화소수에 양 끝단의 일정 관심 영역의 화소수 비율을 정의한 것이다. 이 비율이 크면 관심 영역에 화소 집중도가 높으므로 초기 감마값( $g_l, g_h$ )의 크기를 줄여줄 필요가 있다.

$$avg_l = \frac{ncdf(p_m) - ncdf(p_l)}{(p_m - p_l)/255} \quad (7)$$

$$aoi_{cl} = \frac{ncdf(p_{cl}) - ncdf(p_l)}{(p_{cl} - p_l)/255}$$

$$avg_h = \frac{ncdf(p_h) - ncdf(p_m)}{(p_h - p_m)/255} \quad (8)$$

$$aoi_{ch} = \frac{ncdf(p_h) - ncdf(p_{cl})}{(p_h - p_{cl})/255}$$

위 값들을 참조로 하여 초기 감마값( $g_l, g_h$ )은 식 (9), (10)처럼 일정 임계치 조건을 가하여 정한다.

$$\begin{aligned} \text{if } r_l < rtMinL: & \quad g_l = gMaxL; \\ \text{elseif } r_l > rtMaxL: & \quad g_l = gMinL; \\ \text{else } & \quad g_l = a_l \cdot r_l + b_l; \end{aligned} \quad (9)$$

$$\text{where } a_l = -\frac{gMaxL - gMinL}{rtMaxL - rtMinL},$$

$$b_l = \frac{gMaxL + (gMaxL - gMinL)}{rtMaxL - rtMinL}$$

여기서 각  $g_l$  결정을 위한 상숫값(임계치)은 다음과 같이 정했다.

gMinL = 0.3; % 최대 밝기 초기 감마  
gMaxL = 0.8; % 기본 밝기 초기 감마  
rtMinL = 1; % 비율( $r_l$ )의 최소값  
rtMaxL = 4; % 비율( $r_l$ )의 최대값

$$\begin{aligned} \text{if } r_h < rtMinH: & g_l = gMaxH; \\ \text{elseif } r_h > rtMaxH: & g_h = gMinH; \\ \text{else } & g_l = a_h \cdot r_h + b_h; \end{aligned} \quad (10)$$

$$\text{where } a_h = -\frac{gMaxH - gMinH}{rtMaxH - rtMinH},$$

$$b_h = \frac{gMinH - (gMaxH - gMinH)}{rtMaxH - rtMinH}$$

여기서 각  $g_h$  결정을 위한 상숫값(임계치)은 다음과 같이 정하였다.

gMinH = 1.5; % 기본 밝기 초기 감마  
gMaxH = 3; % 어둡게 하는 최대 초기 감마  
rtMinL = 1; % 비율( $r_h$ )의 최소값  
rtMaxL = 3; % 비율( $r_h$ )의 최대값

(2) 스케일링 값( $s_l, s_h$ ) 결정

이상과 같이 초기 감마값이 정해지면 스케일링 값( $s_l, s_h$ )을 곱하여 감마를 보정한다.  $s_l$ 은  $p_m$ 의 위치가 중간 값 128을 기준으로 왼쪽에 있으면 초기 감마를 작게(밝게) 만들고, 우측에 있으면 초기 감마를 크게 증가(어둡게) 시킨다.

이 같은 작업은 식 (11)과 같은 연산을 통해 달성하고, 식 (12)를 거쳐 그 범위를 한정한다.

$$s_l = (1 - SL_{mn}) \cdot p_{mid} / P128 + SL_{mn} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \text{if } s_l > SL_{mx}: & s_l = SL_{mx}; \\ \text{elseif } s_l < SL_{mn}: & s_l = SL_{mn}; \end{aligned} \quad (12)$$

이때 사용하는 임계값은 다음과 같다.

P128 = 128; % 보정비가 1이 되는 화소값.

$SL_{mx}$  = 1.5; % 최대 보정률

$SL_{mn}$  = 0.5; % 최소 보정률

$s_h$ 는 식 (13)을 거쳐 정의된 값을 식 (14)를 거쳐 임

계치를 정하여 확정한다. 이번에는  $p_{mid}$ 가 오른쪽으로 치우침에 따라 스케일링 값이 커진다.

$$s_h = (SH_{mx} - SH_{mn}) / 255 \cdot p_{mid} + SH_{mn} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \text{if } s_h > SH_{mx}: & s_h = SH_{mx}; \\ \text{elseif } s_h < SH_{mn}: & s_h = SH_{mn}; \end{aligned} \quad (14)$$

이때 사용하는 임계값은 다음과 같다.

$SH_{mx}$  = 1.5; % 최대 보정률

$SH_{mn}$  = 0.6; % 최소 보정률

#### 4. 가상 영상의 생성

휘도 영상( $V_L, V_H$ )과 HS 성분으로 2개의 가상 영상( $RGB_L, RGB_H$ )을 만들어 이를 융합블록에 제공한다. 각 영상은 원본 영상의 저조도 부분과 고조도 부분이 [0 1]의 범위로 확장된 것이다. 가중치 맵을 계조기반으로 결정한다면 이 모듈의 기능은 V 채널에서 융합한 후 RGB 변환을 1회 수행하는 것으로 대체할 수 있다.

#### 5. 라플라스 피라미드 융합

이 모듈에서는 피라미드 융합을 행한다. CSW 기반의 피라미드 융합과정은 [4]에 소개되어 있으므로 더 이상의 상세한 기술은 생략하고 여기서는 계조 가중치 맵을 생성하는 방안만 고찰하기로 한다.

본 논문에서는 계조 기반 가중치로서 식 (15)에 보인 표현과 같이 두 개의 휘도 영상( $V_L, V_H$ )을 가중치 매트릭스( $W_L, W_H$ )로 활용하는 방법을 제안한다. CSW 방법보다 연산이 간단하면서도 유사한 성능을 유지할 수 있는 장점이 있다. 또한 융합은 1채널 V로 시행할 수 있어 연산 시간 절약에도 도움이 된다.

$$W_L = 1 - V_L, \quad W_H = V_H \quad (15)$$

라플라스 피라미드에 적용할 정규화된 가중평균 매트릭스( $NW_L, NW_H$ )는 식 (16)의 표현과 같다.

$$NW_L = \frac{W_L}{W_L + W_H}, \quad NW_H = \frac{W_H}{W_L + W_H} \quad (16)$$

그림 3에는 본 융합모듈에 입력된 확장된 휘도 영상과 해당 영상의 정규화된 가중치 맵을 영상으로 보였다. 계조 기반의 가중치가 잘 작동하기 위해서는 두 개의 가상 영상이 상호 보완적인 관계를 갖도록 만들어야 양호한 품질을 기대할 수 있다.

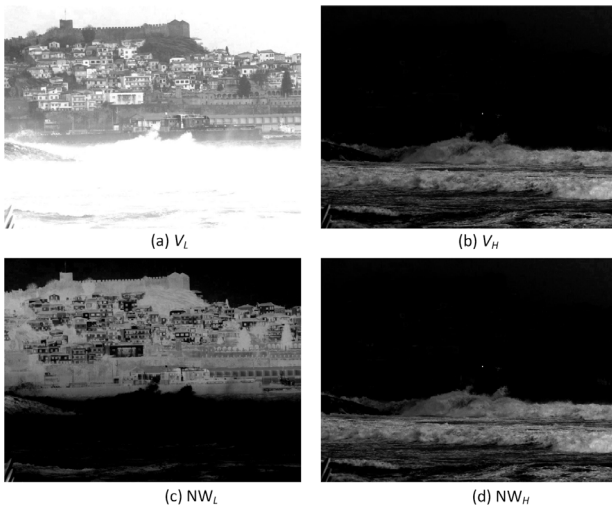


Fig. 3. Stretched Intensity Images and their N. Weights.  
 그림 3. 확장된 휘도와 해당 영상의 정규화된 가중치

### III. 실험 결과 및 분석

#### 1. 실험 데이터 세트

제안한 알고리즘의 적절성을 검토하기 위해 저조도 환경과 역광 조명에서 찍힌 사진들을 대상으로 실험한 결과를 몇 가지 알고리즘과 함께 비교하여 살펴보기로 한다.

저조도 영상은 MIT-5K[10][11]의 영상 중 해당 논문에서 제시한 앞의 100개 영상에 대해 적용하였고, 역광 조명 영상은 [12][13]에서 제시한 34개의 backlit 영상 실험 세트를 사용하였다.

#### 2. 비교 알고리즘

제안된 알고리즘은 일반적인 다른 알고리즘과의 성능 차이를 관찰하기 위해 전역적 처리를 행하는 HE와 화면을 소규모의 블록으로 나누어 적응적 HE를 행하는 [14]의 CLAHE 알고리즘을 적용한 결과와 비교해서 보이고자 한다. 실험 결과를 공유하기 위해 이를 매트랩 함수로 표현해 보면 아래와 같다.

$$V_{HE} = histeq(V);$$

$$V_{CLAHE1} = adapthisteq(V, 'ClipLimit', 0.005);$$

$$V_{CLAHE2} = adapthisteq(V, 'ClipLimit', 0.02, \dots, 'Distribution', 'rayleigh');$$

CLAHE1, CLAHE2는 8×8 블록에 대해 처리하는 등의 기본 설정은 같다. 다만 대조비 강도를 지정하는 상한 값을 각각 0.005와 0.02로 정하였다. 생성하는 휘도의 분포는 CLAHE1은 디폴트인 설정인 'uniform'을 사용하여 처리된 휘도가 균등한 분포를 가질 것을 지향하고,

CLAHE2는 종(bell) 모양의 'rayleigh' 함수를 사용하여 중앙값을 선호한다는 점에서 차이가 있다.

#### 3. 평가지표

성능상 평가를 정량화하기 위하여 다음과 같은 NIQA (No-reference Image Quality Assessment) [8] 지표를 통해 관찰하기로 한다.

- (1) CF(colorfulness)[15][16]: 화소의 색상이 강한 정도를 나타낸다. 클수록 강한 색상으로 간주한다. 정규화되어 있지 않기 때문에 같은 조건으로 비교해야 한다.
- (2) EBCM(Edge Based Contrast Measure)[17]: 영상의 에지 성분을 수치화하여 나타낸다. 정규화되어 있지 않고, 클수록 에지 성분이 많음을 뜻한다.
- (3) SD(Standard Deviation): 계산이 어려운 것은 아니지만 정보공유를 위해 Matlab std20 함수를 사용하였다. 영상 평균과 각 화소의 편차를 계량화한다.
- (4) NIQE(Natural image quality evaluator)[18][19]: 영상의 자연스러움을 수치로 나타낸다. 정규화되어 있지 않은데 0이면 화질이 손괴되지 않고 자연에서 촬영된 원본 영상에 가까움을 뜻한다.

#### 4. 실험 결과(1)-저조도 100개 영상

저조도 100개 영상에 대한 평균 결과를 표 1에 실었다. PF(CSW)는 식 (1)~(3)에서 제시한 종래의 가중치를 사용한 피라미드 융합기법을 사용한 것이고, PF(GRAY)는 흑백 계조기반의 단순한 가중치를 사용한 피라미드 융합기법을 사용한 결과이다. 때로는 이 두 가지 알고리즘을 합쳐 거명할 때는 PF라고 표기하기로 한다. REF는 저조도 영상의 원본이라할 수 있는 노출이 적절한 품질 좋은 영상이다. 이는 데이터 세트에서 저조도 영상과 함께 제공된다. 가장 이상적인 결과를 나타낼 것으로 보이는데 화질 개선 결과에 따라 이보다 더 좋은 결과를 보일 수도 있다. INPUT는 입력영상을 말한다.

Table 1. Averages of Criteria applied to 100 Images.

표 1. 100개 영상에 적용한 평가지표의 평균값

Criteria	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)	REF
CF	18.27463	41.14306	24.52939	30.84977	45.99926	38.65004	<b>47.61095</b>
EBCM	19.42268	<b>32.21902</b>	22.54322	21.45602	19.70933	21.71822	30.45655
ENTR	6.229073	7.01808	6.839312	7.045658	<b>7.293062</b>	7.214836	7.229397
NIQE	<b>3.905797</b>	3.579057	3.462173	3.328646	3.274155	3.289736	3.199827
SD	30.72438	<b>68.74478</b>	38.12639	37.63149	49.25052	45.06053	59.47562

최댓값을 보이는 결과는 진한 글씨로 표시하였다. CF는 표준영상인 REF가 가장 양호한 결과를 보였고, PF(CSW)가 그다음을 잇고 있다. EBCM은 HE가 REF보다 좋은 결과를 보이는데 HE의 특성이 가끔 부자연스러운 과장된 영상을 만들어 내기 때문인 것으로 판단된다. PF는 모두 REF 보다는 못하지만 INPUT보다는 개선된 결과를 보였다. ENTR은 PF가 모두 REF와 함께 INPUT보다 우수하면서 비슷한 결과를 보이고 있다. NIQE는 작아야 좋은 것인데 REF 원본이 가장 작고, PF 2개가 모두 다음 자리를 차지하고 있다. SD는 HE가 EBCM 결과처럼 의미없는 큰 값을 유지하고 있는데 PF 2개가 모두 REF의 다음 자리를 차지하고 있다.

영상 적용 사례를 보이기 위해 100개의 샘플 중 제안된 PF(GRAY)의 NIQE가 가장 원본(REF)과 근접했던 사례와 가장 크게 차이 나는 경우를 대표로 살펴보기로 한다.

파일 21번이 REF와의 차이가 가장 적었는데 그래도 PF(CSW)와 유사한 값을 보인다. 적어도 수치상으로는 표2에 보인 바와 같이 모든 알고리즘이 INPUT보다는 좋은 결과를 보이고 있다.

Table 2. NIQE Results when PF(GRAY) is closest to REF.  
표 2. PF(GRAY)가 REF와 가장 근접할 때의 NIQE 결과

File #	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)	REF
21	2.946037	2.517621	2.555937	2.55393	2.369037	<b>2.360123</b>	<b>2.355995</b>

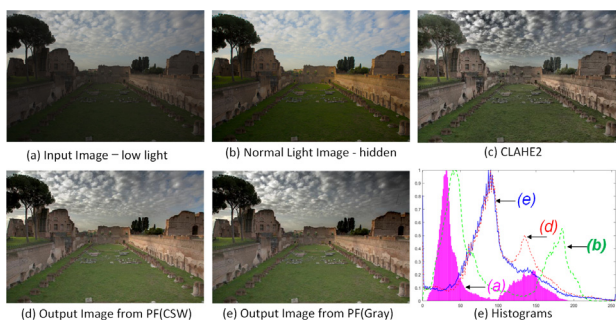


Fig. 4. Results and Histograms applied to 21<sup>th</sup> image.  
그림 4. 21번 영상에의 적용 결과와 히스토그램

그림 4에는 21번 영상에 대한 적용 결과를 보였다. PF 접근법은 모두 절절한 대조 강화 효과를 보이는 것으로 보인다(HE, CLAHE1은 지면 관계상 생략하기로 한다).

PF(GRAY)의 NIQE가 가장 원본(REF)과 큰 차이를 보인 사례는 11번 영상의 평가지표는 표 3과 같으며 그 결과는 그림 5에 보였다.

Table 3. NIQE Results when PF(GRAY) is farthest to REF.

표 3. PF(GRAY)가 REF와 가장 멀 때의 NIQE 결과

File #	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)	REF
11	3.176166	3.0173	2.725967	3.034107	3.023644	<b>3.340447</b>	<b>2.225117</b>

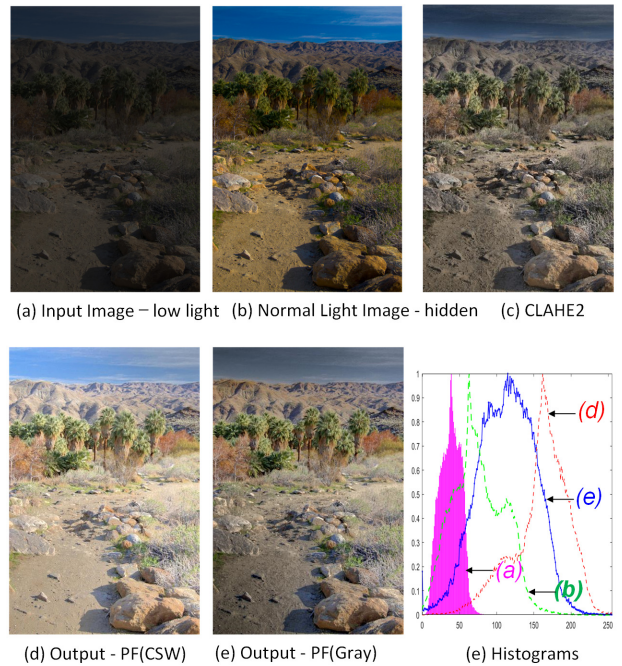


Fig. 5. Results and Histograms applied to 11<sup>th</sup> image  
그림 5. 11번 영상에의 적용 결과와 히스토그램

PF(GRAY)의 NIQE는 INPUT보다는 다소 증가했지만, PF(CSW)보다는 시각적으로는 대조비가 더 강화된 것으로 보인다. 그리고 히스토그램의 분포도 이상적으로 전개된 것을 볼 수 있다. 정량적 평가지표만으로는 화질 개선을 평가하기에는 다소 미흡한 면이 있어 보인다.

5. 실험 결과(2)-역광 34개 영상

다음으로 34개의 backlit 영상에 적용한 결과의 평균을 표 4에 보였다.

Table 4. Averages of Criteria applied to 34 Images.

표 4. 34개 영상에 적용한 평가지표의 평균값

Criteria	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)
CF	28.93421	31.63854	30.34941	32.50695	<b>39.81923</b>	34.05983
EBCM	31.02734	38.03085	35.74326	33.46933	38.9123	<b>41.49152</b>
ENTR	7.105599	7.027739	7.373505	7.400701	<b>7.246896</b>	7.093278
NIQE	4.722516	4.294484	3.91657	<b>3.674383</b>	3.98345	4.041881
SD	83.03787	74.13798	<b>76.9483</b>	58.89956	72.29636	72.3389

표에서 진한 글씨는 NIQE는 가장 작은 값, 나머지는 가장 큰 값을 나타내었다. CF 평가는 컬러 색상이 좋은 화소를 골라내는 PF(CSW)가 더 유리한 값을 내었고, PF(GRAY)는 EBCM에서 좋은 결과를 보였다.

정성적 관찰을 위해 34개의 역광영상 중에서 PF(Gray)의 NIQE가 가장 적은 값과 큰 값이 나오는 2개의 영상을 골라 결과를 그림 6과 7에 보였다.

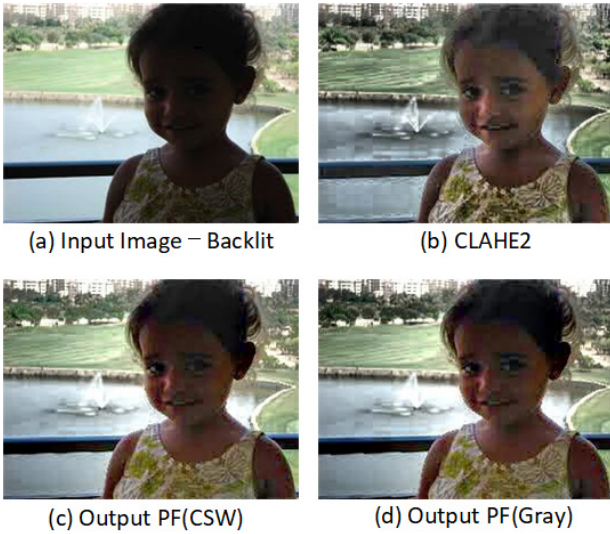


Fig. 6. Smallest NIQE PF(GRAY)-14<sup>th</sup> Image.  
그림 6. 최소 NIQE PF(GRAY) 영상-14번 영상

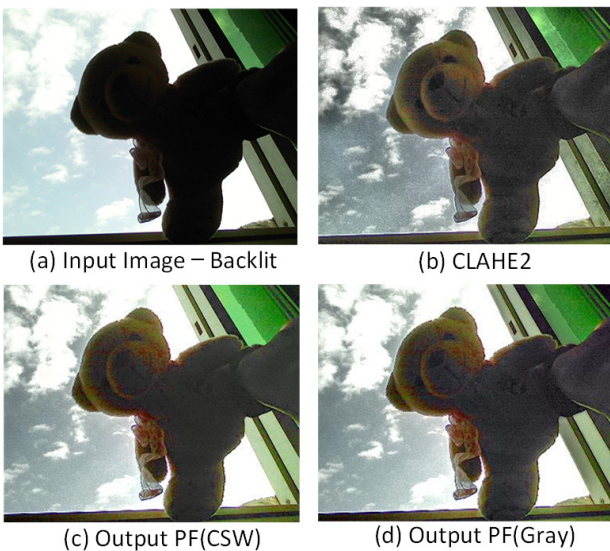


Fig. 7. Backlit: Largest NIQE images-5<sup>th</sup> Image.  
그림 7. 역광: 최대 NIQE 영상-5번 영상

PF(GRAY)의 NIQE 평가지표가 최소인 14번 영상의 평가지표를 표 5에 보였다.

Table 5. Results when PF(GRAY) NIQE is smallest.

표 5. PF(GRAY)의 NIQE가 가장 작을 때의 결과

File #	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)
14	4.493669	3.377997	3.719144	3.42046	3.594365	<b>3.273748</b>

PF(GRAY)의 NIQE 평가지표가 최대인 5번 영상의 평가지표를 표 6에 보였다.

Table 6. Results when PF(GRAY) NIQE is largest.

표 6. PF(GRAY)의 NIQE가 가장 클 때의 결과

File #	INPUT	HE	CLAHE1	CLAHE2	PF(CSW)	PF(GRAY)
5	6.442582	7.016437	5.921735	6.136735	5.966125	<b>6.419693</b>

저조도 영상에 대한 실험처럼 역광영상에서도 NIQE 값이 나빠도 그다지 눈에 띄는 부작용은 발견되지 않았다.

#### IV. 결론

제한한 알고리즘의 원리를 간단히 요약한다면 스트레칭과 감마 변환으로 가상영상 2개를 만들어 피라미드 퓨전(PF)으로 융합한다는 것이다. 이때 가상영상이 저조도 부분, 고조도 부분의 내용을 잘 담을 수 있도록  $[p_l, p_m, p_h]$ 와  $\gamma$ 를 잘 선정하는 것이 중요하다.

NCDF를 사용하여 3개 지점은 쉽게 선택할 수 있었는데  $\gamma$ 의 경우에는 세심한 조정이 필요해 보였다. 제안한 방법에서는 일단 양단의 화소분포 비율로 일단 감마를 가설정한 후 중심점  $p_m$ 이 128 혹은  $p_h$ 와 얼마나 멀리 떨어져 있는가에 따라 해당 가상영상의 조도가 밝게 혹은 어둡게 되도록 감마를 튜닝하는 방식을 사용하였다.

또한 PF에서 계조(gray) 값을 사용해서 대체로 유사한 성능을 내는 것을 확인하였다. 연산량을 생각하면 매우 이득이 높는데 이를 위해서는 2개의 가상영상이 원래 내용을 잃지 않도록  $\gamma$ 를 잘 선정하는 것이 중요하다는 것을 경험적으로 알게 되었다.

제안한 PF 기반 대조 개선 알고리즘은 2장의 융합만으로 저조도, 역광 환경에 모두 대응할 수 있다. 가상영상 제작과정에서 스트레칭과 감마 변환같이 LUT로 처리할 수 있는 단순한 알고리즘을 사용하여 실용화에 유리하다. 비록 복잡한  $\gamma$  설정이 소개되었지만, 이는 대용량 데이터 처리가 수반되지 않기 때문에 실시간 처리의 장애 요인이 되지는 않을 것이다.

계조 기반으로 가중치 맵을 쉽게 설정하는 것이 가능

함을 보였다. 이 같은 방법은 완전 독립적인 화소 고르기 방식의 종래 CSW 방법보다는 영상이 전체적으로 원본 영상에 있는 대로 주변과 연결지어져 구성되는 특징이 있어 보인다. 실험에 의하면 CSW보다 좋거나 나쁠 때도 있기 때문에 아직은 CSW보다 화질 성능상의 장점을 말할 수는 없다고 본다. 그러나 이 방법은 CSW 맵을 구하는 시간을 단축할 뿐만 아니라 3회(컬러채널)의 융합을 1회로 단축하는 연산상의 이득을 기대할 수 있어 향후 안정적인 성능향상을 위한 연구가 기대된다.

## References

- [1] P. J. Burt, and E. H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," *IEEE Trans. Commun.*, vol.31, no.4, pp.532-540, 1983.  
DOI: 10.1109/TCOM.1983.1095851
- [2] Gang, Seok-Ju, "High Dynamic Range Imaging technology and recent trends," *Information Display*, Vol.20, No.3, pp.3-9, 2019.
- [3] Mertens T, Kautz J, Reeth FV. "Exposure fusion," *Proceedings of the 15th Pacific conference on computer graphics and applications*, pp.382-390, 2007.
- [4] T. Mertens, J. Kautz and F. Van Reeth1, "Exposure Fusion : A Simple and Practical Alternative to High Dynamic Range Photography," *Computer Graphics Forum*, vol.28, no.1 pp.161-171, 2009.  
DOI: 10.1111/j.1467-8659.2008.01171.x
- [5] S. Yun, J. H. Kim and S. Kim, "Image enhancement using a fusion framework of histogram equalization and laplacian pyramid," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.56, no.4, pp.2763-2771, 2010. DOI: 10.1109/TCE.2010.5681167
- [6] Saleem, A., Beghdadi, A. & Boashash, B. "Image fusion-based contrast enhancement," *J Image Video Proc 2012*, 2012.  
DOI: 10.1186/1687-5281-2012-10
- [7] Charles Hessel, Jean-Michel Morel, "An Extended Exposure Fusion and its Application to Single Image Contrast Enhancement," *Proc. IEEE/CVF WACV*, pp.137-146, 2020.  
DOI: 10.1109/WACV45572.2020.9093643
- [8] W. Wang, X. Wu, X. Yuan and Z. Gao, "AnExperiment-Based Review of Low-Light Image Enhancement Methods," *IEEE Access*, vol.8, pp. 87884-87917, 2020.  
DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2992749
- [9] matlab help center, *imadjust*, <https://kr.mathworks.com/help/images/ref/imadjust.html>
- [10] V. Bychkovsky, S. Paris, E. Chan, and F. Durand, "Learning photographic global tonal adjustment with a database of input/output image pairs," *IEEE in CVPR*, pp.97-104, 2011.  
DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995332
- [11] MIT-Adobe FiveK Dataset, URL: <https://data.csail.mit.edu/graphics/fivek/>
- [12] T. Trongtirakul, W. Chiracharit and S. S. Aгаian, "Single Backlit Image Enhancement," *IEEE Access*, vol.8, pp.71940-71950, 2020.  
DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2987256
- [13] Z. Li, "Li's Database," <https://github.com/7thChord/backlit>
- [14] Zuiderveld K., "Contrast limited adaptive histogram equalization," *Graphics gems IV*, 474-485, 1994.
- [15] Hasler, D., & Suesstrunk, S. E. "Measuring colorfulness in natural mages," *Human Vision and Electronic Imaging VIII*, 2003.  
DOI: 10.1117/12.477378
- [16] M. A. Qureshi, A. Beghdadi, and M. Deriche, "Towards the design of a consistent image contrast enhancement evaluation measure," *Signal Process., Image Commun.*, vol.58, pp.212-227, 2017.  
DOI: 10.1016/j.image.2017.08.004
- [17] T. Celik and T. Tjahjadi, "Automatic Image Equalization and Contrast Enhancement Using Gaussian Mixture Modeling," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.21, no.1, pp.145-156, 2012. DOI: 10.1109/TIP.2011.2162419
- [18] A. Mittal, R. Soundararajan and A. C. Bovik, "Making a "Completely Blind" Image Quality Analyzer," *IEEE Signal Processing Letters*, vol.20, no.3, pp.209-212, 2013.
- [19] Anish Mittal, "NIQE Software" [https://github.com/csjunxu/Bovik\\_NIQE\\_SPL2013](https://github.com/csjunxu/Bovik_NIQE_SPL2013)



---

**BIOGRAPHY**

---

**Jin Heon Kim** (Member)



1982 : BS degree in Electrical Engineering, Korea Univ.  
1984 : MS degree in Electrical Engineering, Korea Univ.  
1994 : PhD degree in Electrical Engineering, Korea University.

1984~1986 : Research Engineer, OPC  
1986~1989 : Senior Research Engineer, SAIT  
1989~1991 : FAE. Appian Tech.  
1995~ : Professor, Seokyeong University  
2006~2007 : Visiting Researcher, Ottawa Univ.