

# 영상의 밝기 평균과 분산을 이용한 엔트로피 최대화 영상 향상 기법<sup>☆</sup>

## Maximum-Entropy Image Enhancement Using Brightness Mean and Variance

유 지 현\*                      엄 성 용\*\*                      정 민 교\*\*\*  
Ji Hyun Yoo                      Seong Yong Ohm                      Min Gyo Chung

### 요 약

본 논문에서는 영상의 밝기 평균과 분산을 이용하여 영상의 엔트로피를 최대화하는 히스토그램 명세화 기반의 영상 향상 기법을 제안한다. 제안 방법은 히스토그램 명세화 과정에서 입력 히스토그램과 목적 히스토그램 모두를 가우시안 분포로 모델링한다. 이 과정에서 입력 가우시안 분포의 평균과 분산은 입력영상의 밝기 평균값과 분산을 각각 그대로 사용한다. 목적 가우시안 분포의 평균도 입력영상의 밝기 평균값을 사용하지만, 분산은 출력 영상의 엔트로피가 최대화되는 분산을 결정하여 사용한다. 다양한 영상에 대한 실험 결과에 의하면, 기존 방법들에 비해 제안 방법은 영상의 평균 밝기를 잘 유지하면서 자연스러운 개선 결과를 보여준다.

### ABSTRACT

This paper proposes a histogram specification based image enhancement method, which uses the brightness mean and variance of an image to maximize the entropy of the image. In our histogram specification step, the Gaussian distribution is used to fit the input histogram as well as produce the target histogram. Specifically, the input histogram is fitted with the Gaussian distribution whose mean and variance are equal to the brightness mean( $\mu$ ) and variance( $\sigma^2$ ) of the input image, respectively; and the target Gaussian distribution also has the mean of the value  $\mu$ , but takes as the variance the value which is determined such that the output image has the maximum entropy. Experimental results show that compared to the existing methods, the proposed method preserves the mean brightness well and generates more natural looking images.

☞ keyword : 이미지 화질향상(Image Contrast Enhancement), 평균 밝기 보존(Mean Brightness Preservation), 히스토그램 명세화(Histogram Specification), 히스토그램 평활화(Histogram Equalization), 최대 엔트로피(Maximum Entropy), 가우시안 분포(Gaussian Distribution)

## 1. 서 론

디지털 TV, 카메라, 스마트폰, 휴대용 기기 등의 확산으로 다양한 멀티미디어 응용 분야에서 고화질 영상에 대한 요구가 높아지고 있다. 이에 영상의 화질을 개선하기 위한 다양한 연구가 진행되어 왔으며, 대표적인 영상 화질 개선 기법인 히스토그램 평활화(histogram equalization)

[1]는 영상의 누적 히스토그램 분포를 변환함수로 이용하여 밝기값을 재분배하는 방법으로, 빠르고 쉽게 구현이 가능하여 많이 활용되는 방법이다. 그러나 이 방법은 영상의 평균 밝기를 영상의 중간 밝기로 변환하기 때문에 변환 후 영상의 평균 밝기가 과도하게 변하거나 이로 인해 영상의 배경에 없었던 잡음이 생기거나 과도한 개선으로 부자연스러운 결과를 초래하는 등의 단점이 있다. 특히, TV와 같은 연속성이 있는 영상에서는 영상의 과도한 밝기 변화를 방지하면서 자연스러운 개선 결과를 얻기 위해, 영상의 평균 밝기를 보존하면서 화질을 개선하는 기법이 필요하기 때문에 히스토그램 평활화 기법을 그대로 적용하기에는 한계가 있다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해 영상의 밝기를 보존하면서 화질을 개선하는 기존 연구들은 다음과 같다 [2-17]. 먼저, 화소의 평균값과 중간값(median)을 이용한

\* 정 회 원 : 서울여자대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정  
jhyu@swu.ac.kr

\*\* 종신회원 : 서울여자대학교 멀티미디어학과 교수  
osy@swu.ac.kr

\*\*\* 종신회원 : 서울여자대학교 멀티미디어학과 교수  
mchung@swu.ac.kr (교신저자)

[2012/03/23 투고 - 2012/03/26 심사 - 2012/05/08 심사완료]

☆ 본 연구는 2012학년도 서울여자대학교 교내학술특별연구비의 지원을 받았음.

히스토그램 분할 기법들은 다음과 같다. BBHE(Brightness preserving Bi-Histogram Equalization)[2], DSIHE(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization)[3], RMSHE(Recursive Mean-Separate Histogram Equalization)[4], RSIHE(Recursive Sub-Image Histogram Equalization)[5] 등은 영상의 히스토그램을 단일 분할하거나(BBHE, DSIHE) 반복적으로 분할하여(RMSHE, RSIHE : 2회 이상) 서브히스토그램(sub-histogram)을 생성하고, 각 서브히스토그램을 평활화하여 영상을 개선한다. 이 때, 분할 기준으로 BBHE와 RMSHE는 평균(mean) 명도 값을 이용하고, DSIHE와 RSIHE는 중간(median) 명도 값을 이용하여 히스토그램을 분할한다. RSWHE(Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization) 및 RSWHS (Recursively Separated and Weighted Histogram Specification) [6-8] 기법은 히스토그램 분할과 가중치 기반의 방법으로 서브히스토그램이 차지하는 확률밀도 값을 바탕으로 가중치를 부여한 후 서브히스토그램을 평활화 하거나 명세화 하여 영상을 개선한다. 이와 같은 히스토그램 분할 기반의 기법들은 분할 기준 값을 중심으로 히스토그램이 대칭적으로 분포되어 있지 않은 경우 개선 효과가 떨어지고, 최적의 분할 횟수를 자동으로 산정하기 어려울 뿐 아니라, 분할 횟수가 증가할수록 결과 영상의 평균 밝기는 유지되지만 영상 개선 효과는 점점 줄어든다는 단점이 있다.

MPHEBP(MultiPeak Histogram Equalization with Brightness Preserving)[9], DHE(Dynamic Histogram Equalization) [10], BPDHE(Brightness Preserving Dynamic Histogram Equalization)[11], BPDFHE(Brightness Preserving Dynamic Fuzzy Histogram Equalization)[12] 등은 화소의 지역 최대값(local maximum)/최소값(local minimum)을 이용한 히스토그램 분할 기법들로 기본적인 알고리즘 과정은 다음과 같다. 히스토그램에 스무딩 필터(smoothing filter)를 적용하고, 지역 최대값을 이용하여 서브히스토그램으로 분할한 후, 각 서브히스토그램을 평활화 하여 영상을 개선한다. 이 때, DHE 기법은 지역 최대값 대신 지역 최소값을 이용하였고, 각 서브히스토그램 평활화전에 동적 스트레칭 과정을 추가로 제안하였다. 그러나 이 동적 스트레칭 과정으로 영상의 평균 밝기가 보존되지 못하는 문제가 발생하여 BPDHE 기법에서는 새로운 동적 스트레칭 방법과 함께 마지막 단계에 평균 밝기를 보정할 수 있는 방법을 제안하였다. 또한 BPDFHE 기법에서는 퍼지 히스토그램(fuzzy histogram)을 이용하여 스무딩 필터 효과를 대신하였다. 이와 같은 히스토그램 동적 분할 기반의 기법들은 서브히스토그램 분할의 정확성이 영상 개선 결과에

영향을 미칠 수 있다.

GC-CHE(Gain-Controllable Clipped Histogram Equalization) [13], BHEPL(Bi-Histogram Equalization Plateau Limit)[14], DQHEPL(Dynamic Quadrant Histogram Equalization Plateau Limit)[15], BHEPL-D(Bi-Histogram Equalization Median Plateau Limit)[15] 등은 히스토그램 클리핑(clipping) 기반의 기법들로 클리핑 레벨을 산정하여 히스토그램을 클리핑하고, 잘린 영역의 밝기값을 전체 히스토그램 영역에 재분배한 후 평활화를 수행한다. 이 때, GC-CHE 기법은 클리핑 레벨을 사용자가 조정하여 영상의 개선 정도를 조정할 수 있게 하였고, BHEPL 기법은 평균 밝기값을 기준으로 히스토그램을 나누어 각 서브히스토그램의 확률 밀도 평균으로 클리핑 레벨을 자동 산정하였다. 또한 Ooi 등[15]은 BHEPL 기법을 확장하여 네 개의 서브히스토그램에 대해 BHEPL 기법을 수행하는 DQHEPL 기법과 BHEPL 기법에서 두 개의 서브히스토그램 생성 시 중간 밝기값을 이용하는 BHEPL-D 기법을 제안하였다. 그러나 GC-CHE 기법은 클리핑 레벨 산정 시 사용자의 입력 파라미터 값이 필요하고 밝기값 재분배 과정의 복잡성 때문에 자동화 시스템에 활용되기 어렵고, BHEPL, DQHEPL 및 BHEPL-D 기법들은 기존의 히스토그램 분할 기반의 기법들과 유사하게 최적의 히스토그램 분할 횟수를 산정하는데 어려움이 존재한다.

마지막으로 영상 엔트로피 최대화 기반 기법들로는 BPHEME(Brightness Preserving Histogram Equalization with Maximum Entropy)[16], PME(Piecewise Maximum Entropy) [17] 등이 있다. BPHEME 기법은 입력 영상의 평균 밝기를 유지하면서 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 목적 함수를 이용하여 영상을 개선시키는 방법이고, PME 기법은 기존의 PLT(Piecewise Linear Transformation)[18] 방법을 이용하여 히스토그램을 모드별로 나누고, 각 모드에 BPHEME 방법을 적용하는 방법이다. 이 두 기법은 이론적 근거에 의해 목적함수를 생성하여 적용함으로써 좋은 영상 개선 효과를 보였으나, 영상의 히스토그램 모양이 특정 밝기값 부분에 몰려 있는 경우 과도한 히스토그램 스트레칭으로 노이즈가 발생하거나 부자연스러운 결과 영상을 생성하는 단점이 존재한다.

따라서 본 논문에서는 위에서 언급한 문제들을 해결하면서 자연스러운 영상 개선 효과를 생성하기 위해 영상의 밝기 평균 및 분산을 이용한 엔트로피 최대화 기반의 새로운 영상 향상 기법 HSME(Histogram Specification based on Maximum Entropy using brightness mean and variance)를 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 평균

과 분산이 주어진 경우, 엔트로피를 최대화하는 분포는 가우시안 분포라는 최대엔트로피 정리(maximum entropy principle)에 기초한다[19]. 제안방법의 전체적인 동작은 다음과 같다. 1) 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ ) 및 분산( $\sigma_I^2$ )을 이용하여 입력 히스토그램을 가우시안 분포로 모델링하고, 2) 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ )과 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 분산( $\sigma_M^2$ )을 선택하여 출력 영상을 위한 가우시안 분포를 생성한 후 3) 1)에서 구한 가우시안 분포를 2)에서 결정한 가우시안 분포에 맞게 명세화 한다. 제안방법에 의한 실험결과는 과도한 개선이나 노이즈 없이 자연스럽게 개선되는 결과를 보여주었으며, 정량적 평가에서도 입력 영상의 평균 밝기를 보존하면서 높은 엔트로피 값을 보이는 우수한 성능을 나타내었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서 제안 방법과 가장 유사한 기법인 엔트로피를 최대화하는 영상 향상 기법들에 대해 설명하고, 제 3장에서 본 논문에서 제안하는 HSME 기법에 대해 자세히 설명한다. 제 4장에서 기존 방법들과의 비교 실험을 통해 제안 방법의 우수성을 증명하고, 제 5장에서 연구에 대한 결론으로 마무리한다.

## 2. 엔트로피 최대화 기반 영상 향상 기법

### 2.1 BPHEME(Brightness Preserving Histogram Equalization with Maximum Entropy)

BPHEME 기법은 히스토그램 명세화 기반의 영상 개선 방법으로 두 가지 목적을 갖는다. 첫째는 입력 영상의 평균 밝기를 유지하는 것이고, 둘째는 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 것이다. 이 두 가지 목적을 바탕으로 목적 히스토그램을 생성하여 명세화함으로써 원하는 결과를 얻는다.

영상에 대한 히스토그램을 확률밀도함수(PDF: Probability Density Function)로 표현하면 연속적인 PDF  $f(x)$  상의 엔트로피  $h(f)$ 는 식 1과 같이 정의된다.

$$h(f) = - \int_0^1 f(x) \ln f(x) dx \quad (1)$$

BPHEME는 영상의 평균 밝기 유지를 조건으로 엔트로피를 최대화하는 것이 목적이므로 식 2와 같이 표현할 수 있다. 아래 식에서  $\mu$ 는 입력 영상의 평균 밝기를 나타낸다.

$$\max_f \left\{ - \int_0^1 f(x) \ln f(x) dx \right\} \quad (2)$$

$$s.t. \begin{cases} \int_0^1 f(x) dx = 1 \\ \int_0^1 x f(x) dx = \mu \end{cases}$$

식 2에서 목적함수  $f(x)$ 를 구하기 위해 최적화 방법을 사용하며, 이를 위해 라그랑주 함수(Lagrange function)로 표현하면 식 3과 같다. 이 때,  $\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 는 식 2의 두 가지 조건에 의해 만들어진 라그랑주 곱셈계수(Lagrange multiplier)들이다.

$$\begin{aligned} J(f(x)) = & - \int_0^1 f(x) \ln f(x) dx \\ & + \lambda_1 \left[ \int_0^1 f(x) dx - 1 \right] \\ & + \lambda_2 \left[ \int_0^1 x f(x) dx - \mu \right] \end{aligned} \quad (3)$$

$J(f(x))$ 가 최대값을 갖는  $f(x)$ 를 계산하기 위해서는  $J(f(x))$ 의 미분 값이 0인  $f(x)$ 를 구해야 하기 때문에, 식 3을  $f(x)$ 에 대해 미분하여 미분 값이 0이 되는 식으로 표현하면 식 4와 같고, 이를  $f(x)$ 에 대해 정리하면 식 5와 같다.

$$\frac{\partial J}{\partial f(x)} = - \ln f(x) - 1 + \lambda_1 + \lambda_2 x = 0, x \in [0, 1] \quad (4)$$

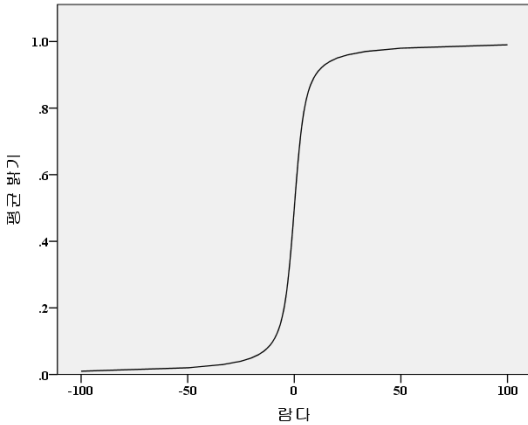
$$f(x) = e^{\lambda_1 - 1} \cdot e^{\lambda_2 x} \quad (5)$$

식 2의 두 가지 조건을 이용하여 최종  $f(x)$ 를 계산하면 식 6과 같다.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mu = 0.5 \\ \frac{\lambda_2 e^{\lambda_2 x}}{e^{\lambda_2} - 1}, & \text{if } \mu \in (0, 0.5) \cup (0.5, 1) \end{cases} \quad (6)$$

식 6에서의  $\lambda_2$ 는 식 7에 의해 계산될 수 있으며  $\lambda_2$ 와  $\mu$ 는 일대일 대응 함수 관계로 입력 영상의 평균 밝기  $\mu$ 에 따라 유일한  $\lambda_2$  값이 정해지며 이를 그래프로 표현하면 (그림 1)과 같다.

$$\mu = \frac{\lambda_2 e^{\lambda_2} - e^{\lambda_2} + 1}{\lambda_2 (e^{\lambda_2} - 1)} \quad (7)$$



(그림 1) 평균 밝기와 람다( $\lambda_2$ )간의 관계 그래프

## 2.2 PME(Piecewise Maximum Entropy)

PME 기법은 기존의 PLT 방법을 이용하여 입력 히스토그램을 모드별로 나누고, 각 모드에 BPHEME 방법을 적용시키는 기법이다.

히스토그램에서 명도에 대한 모드를 나누기 위해 히스토그램에 가우시안 필터를 적용시킨 후 지역 최소값들을 찾아 전체 밝기 범위를 몇 개의 구간들로 나눈다. 히스토그램 모드란 이 나누어진 구간들을 의미한다. 이후 각 모드별로 엔트로피를 최대화하는 목적함수를 생성하고, 마지막으로 각 목적함수를 결합하여 최종 목적함수를 생성한다. 식 8은 히스토그램이 모드 A와 B로 나누어질 경우의 최종 목적함수를 나타낸다.  $p$ 는 전체 영상 픽셀에 대한 모드별 픽셀 비율을 나타내며,  $v_1$ 은 두 모드 사이의 최소값을 나타내고,  $\Delta v$ 는  $1/(L-1)$  값을 나타낸다.

$$f(x_k) = pf_A(x_k) + (p-1)f_B(x_k) \quad (8)$$

$$\begin{cases} f_A(x_k) & \text{for } k=0, \Delta v, 2\Delta v, \dots, v_1 \\ f_B(x_k) & \text{for } k=v_1 + \Delta v, v_1 + 2\Delta v, \dots, 1 \end{cases}$$

## 3. 제안 방법(HSME: Histogram Specification based on Maximum Entropy using brightness mean and variance)

본 장에서는 논문에서 제안하는 엔트로피 최대화 기법의 새로운 영상 향상 기법 HSME에 대해 설명한다. 제안 방법의 주요 아이디어는 입력 영상의 평균 밝기뿐 아니라 분산도 함께 고려하여 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 분포를 구하는데 있다. 기존의 BPHEME 기법에서는 평균 밝기 요소만을 고려하였으나 일반적으로 밝기의 분산도 영상 개선에 많이 활용되는 요소 중 하나이므로, 본 논문에서는 영상의 밝기뿐 아니라 분산도 함께 고려하여 엔트로피를 최대화 하고자 한다. 엔트로피 최대화 분포는 1)출력 영상의 밝기 평균은 입력 영상의 밝기 평균과 같고, 2)출력 영상의 밝기 분산은 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 값으로 가정하여 이 조건들을 만족하는 최적의 분포로 생성한다.

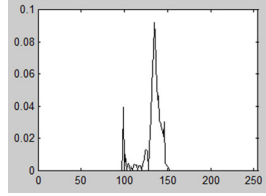
제안 방법의 전체적인 과정은 (그림 2)와 같다. 먼저 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ ) 및 분산( $\sigma_I^2$ )을 이용하여 입력 히스토그램을 가우시안 분포로 모델링한다. 왜냐하면, 그림 2의 (b)에서 보듯이 가우시안 분포의 CDF(Cumulative Distribution Function)는 입력 히스토그램의 CDF를 스무딩한 것과 유사하게 보이기 때문이다. 다음으로 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ ) 및 엔트로피를 최대화하는 분산( $\sigma_{II}^2$ )을 이용하여 엔트로피를 최대화하는 목적 히스토그램인 가우시안 분포를 생성한다. 첫 단계에서 모델링한 가우시안 분포와 엔트로피를 최대화하도록 생성된 가우시안 분포는 정규화 과정을 통해 영상에 적용 가능하도록 해야 한다. 가우시안 분포 범위는  $(-\infty, +\infty)$  이므로 그레이 영상 범위에 맞게 분포 범위를 수정하고, 수정된 분포는 확률분포 특성에 맞게 분포 영역 크기의 합이 1이 되도록 정규화 과정을 거친다. 마지막으로 첫 단계에서 모델링한 입력 가우시안 분포를 엔트로피 최대화 분포로 생성된 목적 가우시안 분포로 명세화하여 결과 영상을 생성한다.

### 3.1 입력 히스토그램의 가우시안 분포 모델링

(그림 3)의 (b)를 살펴보면 입력 영상 히스토그램의 CDF와 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ ) 및 분산( $\sigma_I^2$ )을 이용하여 모델링한 가우시안 분포의 CDF는 그 모양이 유사함을 알 수 있다. 따라서 영상 정보(밝기 평균( $\mu_I$ ) 및 분산( $\sigma_I^2$ ))

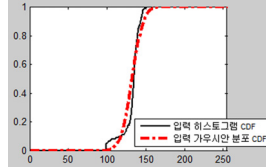


입력 영상



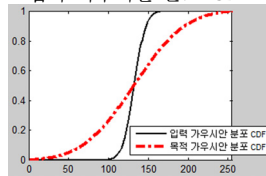
(a) 입력 히스토그램

입력 히스토그램의  
가우시안 분포 모델링  
( $\mu_I$ : 입력영상 밝기 평균,  
 $\sigma_I^2$ : 입력영상 밝기 분산)



(b) 입력 히스토그램 CDF,  
입력 가우시안 분포 CDF

목적 히스토그램용  
가우시안 분포 생성  
( $\mu_M$ : 입력영상 밝기 평균,  
 $\sigma_M^2$ : 엔트로피 최대 분산)

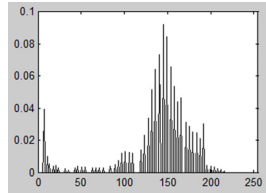


(c) 입력 가우시안 분포 CDF,  
목적 가우시안 분포 CDF

히스토그램 명세화  
(평균 밝기 조정)



출력 영상



(d) 출력 히스토그램

(그림 2) 제안 방법의 영상 개선 과정 및 히스토그램

를 바탕으로 입력 히스토그램을 가우시안 분포로 모델링하여 입력 히스토그램의 CDF를 대신한다.

### 3.2 목적 히스토그램용 가우시안 분포 생성

영상의 엔트로피를 최대화 하는 분포  $f(x)$ 는 조건에 따른 최적화 문제 해결로 생성 할 수 있으며 식 9와 같이 표현될 수 있다. 이 때, 모든 확률분포의 합은 1이어야 하고, 출력 영상의 밝기 평균은 입력 영상의 밝기 평균( $\mu_I$ )을 유지해야 하며, 출력 영상의 밝기 분산은 특정 분산

( $\sigma_M^2$ )으로 가정하여 식을 구성한다. 이후 특정 분산은 출력 영상의 엔트로피를 최대화하는 값으로 결정한다.

$$\begin{aligned} \max_f & \left\{ - \int_0^1 f(x) \ln f(x) dx \right\} \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \int_0^1 f(x) dx = 1 \\ \int_0^1 x f(x) dx = \mu_I \\ \int_0^1 (x - \mu)^2 f(x) dx = \sigma_M^2 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

식 9에서 엔트로피 최대화 분포  $f(x)$ 를 구하기 위해 조건들을 결합하여 라그랑주 함수로 표현하면 식 10과 같다.  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 는 세 가지 조건에 의한 라그랑주 곱셈계수를 나타낸다.

$$\begin{aligned} J(f(x)) = & - \int_0^1 f(x) \ln f(x) dx \\ & + \lambda_1 \left[ \int_0^1 f(x) dx - 1 \right] \\ & + \lambda_2 \left[ \int_0^1 x f(x) dx - \mu_I \right] \\ & + \lambda_3 \left[ \int_0^1 (x - \mu)^2 f(x) dx - \sigma_M^2 \right] \end{aligned} \quad (10)$$

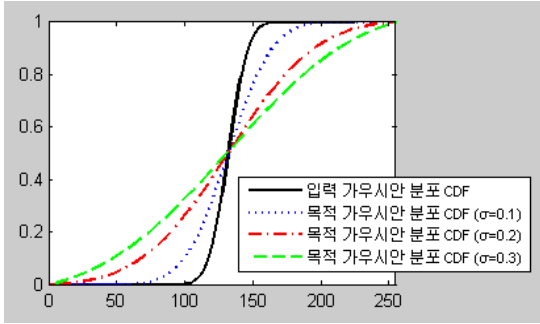
식(4)를 유도한 방법과 동일한 이유로  $J(f(x))$  식에 대해 최대값을 갖는  $f(x)$ 를 계산하기 위해 식 10을  $f(x)$ 에 대해 미분하여 그 미분 값이 0이 되는 식으로 표현하면 식 11과 같고, 이를  $f(x)$ 에 대해 정리하면 식 12와 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial f(x)} = & - \ln f(x) - 1 + \lambda_1 + \lambda_2 x + \lambda_3 (x - \mu)^2 = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

$$f(x) = e^{-1 + \lambda_1 + \lambda_2 x + \lambda_3 (x - \mu)^2} \quad (12)$$

마지막으로 식 12에서 식 9의 세 가지 조건을 이용하여 라그랑주 곱셈계수들( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ )을 제거하면 식 13과 같은 최종 엔트로피 최대화 분포  $f(x)$ 를 얻게 되는데, 이는 가우시안 분포 형태를 취하고 있다. 식 9로부터의 최적화 문제 풀이는 참고문헌 [19,20]에서 참고하였다.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma_M \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma_M^2}} \quad (13)$$



(그림 3)  $\sigma_M$ 에 따른 가우시안 분포 CDF  
(예:  $\sigma_M = 0.1, \sigma_M = 0.2, \sigma_M = 0.3$ )

이렇게 생성된 가우시안 분포는 이론적으로 분산( $\sigma_M^2$ ) 값이 커질수록 분포의 모양이 평평(flat)해지고 균등해지기 때문에 가우시안 분포의 엔트로피는 높아진다. 그러나 명세화 과정을 거쳐 생성된 실제 출력 영상의 엔트로피는 가우시안 분포의 엔트로피 크기와 비례하지 않는다. 또한 밝기 평균( $\mu_I$ ) 값은 입력 영상의 밝기 평균으로 명확하지만, 최적의 분산( $\sigma_M^2$ ) 값을 이론적으로 증명하기 어렵기 때문에 일반적으로 실험에 의해 최적의 분산( $\sigma_M^2$ ) 값을 추정한다. 본 제안 방법에서도 일정 간격으로 분산( $\sigma_M^2$ ) 크기를 변화시켜가며(실제로는  $\sqrt{\sigma_M^2} = \sigma_M$ ) 출력 영상의 엔트로피가 최대가 되는  $\sigma_M$  값을 선택하여 엔트로피 최대 분포로 결정한다. 그림 3은 입력 히스토그램의 가우시안 분포 CDF와 분산값 변화에 따른 목적 가우시안 분포 CDF와의 관계를 나타낸다.

### 3.3 가우시안 분포 정규화

입력 히스토그램을 모델링한 분포와 엔트로피 최대화 목적으로 생성된 분포 모두 가우시안 분포로써  $(-\infty, +\infty)$  범위를 가지기 때문에 그레이 영상에 맞게 분포 범위를 수정해야 한다. 그레이 영상은  $[0, 255]$  범위 안에서 정의되므로 이 범위를 벗어나는 분포 영역은 잘라낸다. 그 후 수정된 범위의 분포는 확률 분포 특성에 맞도록 분포 영역 크기의 합이 1이 되도록 정규화 해야 한다. 가우시안 분포의 정규화 과정은 다음과 같은 과정으로 수행된다.

- (1) 그레이 레벨  $L = [x_0, x_1, \dots, x_{n-1}]$ ,  $x_0=0, x_{n-1}=1$  에 대해 가우시안 분포  $f(x)$  ( $\mu$ : 입력 영상의 밝기 평균,  $\sigma^2$ : 입력 영상의 밝기 분산)를 생성한다.

- (2) 식 14와 같이 가우시안 분포  $f(x_i)$  영역의 합을 계산한다.

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} f(x_i) \quad (14)$$

- (3) 마지막으로 식 15와 같이 정규화된 가우시안 분포  $f_N(x_i)$ 를 생성한다.

$$f_N(x_i) = \frac{f(x_i)}{S}, (i=0, 1, \dots, n-1) \quad (15)$$

### 3.4 히스토그램 명세화

본 절에서는 3.1절에서 생성한 입력 영상에 대한 가우시안 분포 히스토그램을 엔트로피 최대화 분포인 정규화된 가우시안 분포로 명세화 하는 과정을 수행한다. 이 과정에서 3.2절에서 생성된 가우시안 분포와 3.3절에서 수정된 정규화된 가우시안 분포 간에는 평균 밝기 차이가 발생하게 되므로 이에 대한 고려가 필요하다. 정규화 과정에서 발생하는 이와 같은 평균 밝기 차이를 보정하기 위해 히스토그램 명세화 작업 후에 식 16과 같은 보정 작업을 수행하여 최종 결과  $z$ 를 생성한다.

$$z = T(r) + \Delta, \Delta = \mu - \mu_N \quad (16)$$

위의 식에서  $\mu$ 는  $f(x_i)$ 의 평균 밝기이고,  $\mu_N$ 은  $f_N(x_i)$ 의 평균 밝기이며,  $T(r)$ 은 히스토그램 명세화의 변환함수인 CDF이다.

## 4. 실험 결과

본 논문의 제안 방법은 Intel Core i5 3.30GHz CPU, 4.0GB 메모리가 장착된 Windows 7 운영체제에서 실험하였으며, 기존의 HE, BBHE, DSIHE, RMSHE( $r=2$ ), RSIHE( $r=2$ ), BHEPL, 엔트로피 최대화 기법 중 하나인 BPHEME 기법과 본 논문에서 제안하는 HSME 방법에 대해 MATLAB으로 구현하여 성능을 비교하였다. 실험에 사용한 11개의 영상 중 일부는 BPHEME 기법에 사용된 영상들(*bottle, fl6, Einstein(1), house, woman*)이고, 일부는 BHEPL 기법에 사용된 영상들(*image1, image2, image3*)이며 나머지는 일반적인 영상처리에 사용되는 영상들(*girl, butterfly, Einstein(2)*)이다. 제안 방법의 평가를 위해 정량적 분석과 정성적 분석을 수행하며 정량적 분석을 위해

서는 입출력 영상간의 평균 밝기값 차이인 AMBE (Absolute Mean Brightness Error), 입력 영상과 기준 영상(reference image)간의 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), 출력 영상의 엔트로피 값을 비교하며, 정성적 분석은 출력 영상의 자연스러운 화질 개선 정도를 시각적으로 평가하였다.

#### 4.1 정량적 분석 결과

정량적 평가 방법인 AMBE과 PSNR는 다음과 같이 계산된다.

- $AMBE(X, Y) = |\mu_x - \mu_y|$ ,  $\mu_x$ 는 입력영상 X의 평균 밝기이고,  $\mu_y$ 는 출력영상 Y의 평균 밝기이다.
- $X(i, j)$ 를 입력영상 X의  $(i, j)$ 에서의 밝기값,  $Y(i, j)$ 를 기준영상 Y의  $(i, j)$ 에서의 밝기값,  $n$ 은 전체 픽셀수라고 할 때, PSNR은 식 17과 같이 계산된다. 기준영상

은 어도비 포토샵 프로그램에서 컨트라스트(수치: 100)를 조정하여 생성한 영상을 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE} \quad (17)$$

$$MSE = \frac{\sum_i \sum_j |X(i, j) - Y(i, j)|^2}{n}$$

(표 1)은 입출력 영상의 평균 밝기 차이를 나타낸다. 평균 밝기 차이가 작을수록 입력 영상의 평균 밝기 유지 성능이 뛰어나다고 할 수 있으며 가장 좋은 결과를 나타내는 수치에 대해서는 회색 음영으로 처리하였다. 제안 방법은 전체 실험 영상 중 5개 영상에서 좋은 성능을 보였으며 전체 영상의 AMBE 평균에서도 제안 방법이 가장 낮은 수치를 보였다.

(표 1) 입출력 영상의 평균 밝기 차이 AMBE (Absolute Mean Brightness Error)

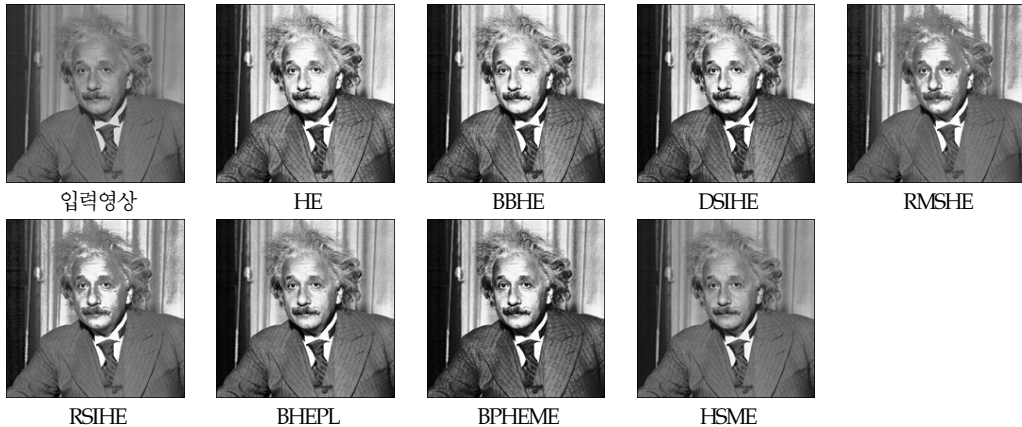
영상	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE (r=2)	RSIHE (r=2)	BHEPL	BPHEME	HSME
bottle	49.60	15.76	19.95	2.66	7.32	6.35	2.09	6.22
fl6	49.82	1.51	13.21	2.30	3.01	3.85	2.68	5.72
Einstein(1)	21.04	17.91	12.53	9.88	9.95	9.81	2.77	0.78
house	60.89	25.33	32.50	8.55	15.96	15.60	3.36	3.32
woman	15.40	16.45	11.78	0.55	2.71	7.91	2.50	0.68
image1	28.39	24.92	25.69	7.29	9.33	15.92	1.38	5.43
image2	91.04	53.42	48.69	27.59	24.53	38.93	1.45	2.79
image3	117.89	73.15	66.23	24.92	28.86	25.47	1.59	0.78
girl	5.30	24.02	4.89	0.83	1.40	6.26	7.46	0.20
butterfly	1.98	22.07	2.48	12.75	6.17	10.03	6.58	3.61
Einstein(2)	21.21	8.62	10.80	3.78	6.15	22.06	5.20	0.88
Average	42.05	25.74	22.61	9.19	10.49	14.74	3.37	2.76

(표 2) 출력 영상의 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

영상	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE (r=2)	RSIHE (r=2)	BHEPL	BPHEME	HSME
bottle	11.23	17.35	16.01	22.95	21.18	21.56	23.07	24.25
fl6	10.47	22.56	21.43	22.74	15.96	24.21	21.33	25.38
Einstein(1)	16.31	16.72	17.51	21.12	21.15	20.69	19.11	28.89
house	9.20	12.94	11.95	18.86	16.09	16.12	18.94	24.00
woman	19.86	19.55	20.86	25.74	24.93	24.67	23.94	24.28
image1	18.13	19.06	18.82	23.66	24.12	22.83	23.40	21.35
image2	6.45	8.69	9.09	11.37	11.85	10.58	18.81	23.79
image3	4.88	6.91	7.34	11.63	10.98	13.38	24.02	22.96
girl	13.89	14.99	14.25	30.29	21.70	28.55	14.34	30.37
butterfly	12.74	12.87	12.73	17.93	16.59	16.93	12.79	19.37
Einstein(2)	12.37	14.57	13.05	19.28	17.02	16.48	13.61	26.80
Average	12.32	15.11	14.82	20.51	18.33	19.64	19.40	24.68

(표 3) 출력 영상의 엔트로피 (Entropy)

영상	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE (r=2)	RSIHE (r=2)	BHEPL	BPHEME	HSME
bottle	7.21	7.28	7.28	7.32	7.33	7.39	7.33	7.43
fl6	6.43	6.59	6.56	6.56	6.51	6.65	6.54	6.68
Einstein(1)	6.75	6.75	6.75	6.69	6.71	6.84	6.71	6.88
house	6.20	6.14	6.17	6.04	6.08	6.28	6.05	6.11
woman	7.02	7.02	7.02	7.06	7.03	7.15	7.02	7.23
image1	7.25	7.22	7.25	7.23	7.26	7.36	7.16	7.22
image2	6.24	6.12	6.11	6.12	6.13	6.21	5.97	6.06
image3	4.87	4.79	4.81	4.77	4.56	4.85	4.63	3.92
girl	5.27	5.29	5.27	5.36	5.17	5.52	5.27	5.47
butterfly	4.75	4.74	4.75	4.71	4.51	4.77	4.75	4.78
Einstein(2)	5.32	5.35	5.33	5.20	5.17	5.35	5.34	5.35
Average	6.12	6.12	6.12	6.10	6.04	6.22	6.07	6.10



(그림 4) Einstein(1) 영상에 대한 기존 방법들과 제안 방법(HSME)의 개선 결과

(표 2)는 출력 영상의 PSNR 값을 나타낸다. PSNR은 영상 품질 비교 평가에 사용되는 지표로 일반적으로 30dB~40dB 정도이면 좋은 성능을 나타낸다고 할 수 있다 [21]. PSNR 값 역시 제안 방법이 11개 영상 중 8개의 영상에서 좋은 결과를 보였으며 평균 수치도 제안 방법이 가장 높았다. 나머지 woman, image1, image3 영상은 각 RMSHE, RSIHE, BPHEME 기법에서 좋은 결과를 보였다.

마지막으로 (표 3)은 엔트로피 분석 결과를 나타낸다. 엔트로피는 값이 클수록 영상에 대한 정보를 많이 보유하고 있다고 할 수 있다. 엔트로피 결과에 따르면 11개의 영상 중 6개의 영상에서 기존 방법들에 비해 높은 엔트로피 값을 보였으나 전체 엔트로피 평균 값은 BHEPL 기법이 가장 높았다. 그러나 제안 방법과 BHEPL 기법과의 엔트로

피 값은 작은 차이를 보이는 반면, AMBE와 PSNR 값의 평균은 상대적으로 큰 차이를 보이므로 세 가지 평가 방법을 모두 고려하면 제안 방법이 좋은 결과를 보임을 알 수 있다.

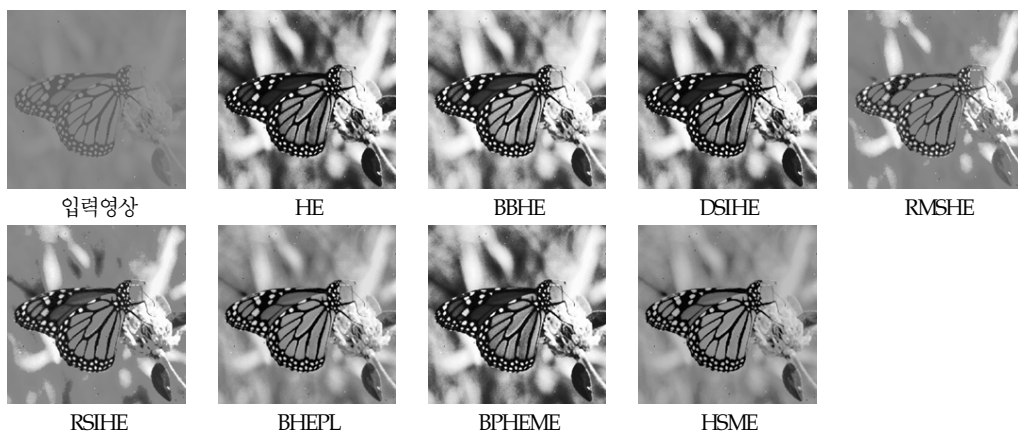
#### 4.2 정성적 분석 결과

그림 4, 5, 6은 실험 영상 11개 중 Einstein(1), girl, butterfly 영상에 대해 기존 방법들과 제안 방법의 영상 개선 결과를 나타낸다. (그림 4)의 Einstein(1) 영상의 경우 기존 방법들에 비해 제안 방법이 얼굴 영역에서 보다 자연스러운 개선결과를 보였으며, (그림 5)의 girl 영상은 기존 몇 방법들에서 과도한 개선으로 배경에 잡음이 많이





(그림 5) *girl* 영상에 대한 기존 방법들과 제안 방법(HSME)의 개선 결과



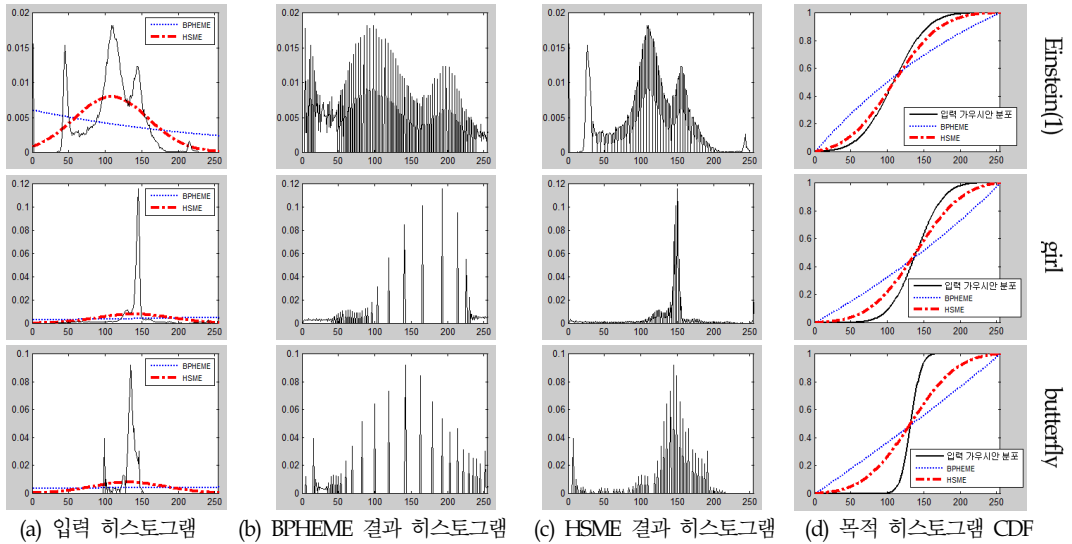
(그림 6) *butterfly* 영상에 대한 기존 방법들과 제안 방법(HSME)의 개선 결과

발생하는 반면, 제안 방법은 배경에 잡음 없이 물체의 명암비 개선 결과를 볼 수 있었다. (그림 6)의 *butterfly* 영상의 경우도 기존의 방법들은 대부분 물체와 배경의 개선이 함께 이루어진 반면 제안 방법은 물체 중심의 개선 결과로 시각적으로 뚜렷한 명암비 개선 결과를 보였다. 전체적으로 제안 방법은 잡음 발생이 적으며 입출력 영상 간 평균 밝기 변화를 유지하면서 자연스러운 개선 결과를 보임을 알 수 있었다.

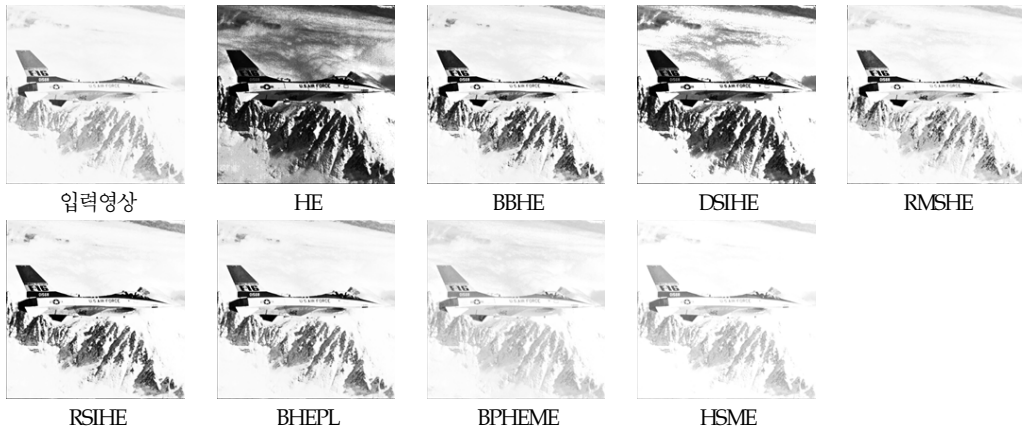
(그림 7)은 제안 방법과 가장 유사한 **BPHEME** 기법과의 영상 히스토그램 및 CDF 결과 비교를 나타낸다. 그림 7의 (a)는 입력 영상의 히스토그램 및 **BPHEME**와 **HSME**의 목적 히스토그램을 나타내고, (그림 7)의 (b)와 (c)는

각 기법의 결과 영상 히스토그램을 나타내며, (그림 7)의 (d)는 각 기법에 대한 목적 히스토그램의 CDF를 나타낸다. (그림 7) (d)에서 알 수 있듯이 제안 방법은 입력 영상의 히스토그램 분포 모양을 유지하면서 영상을 개선하기 때문에 자연스러운 개선 결과를 얻을 수 있으며 특히 *girl*과 *butterfly* 영상과 같이 입력 히스토그램 모양이 특정 밝기 값 부분에 몰려 있는 경우에도 우수한 성능을 나타낼 수 있다.

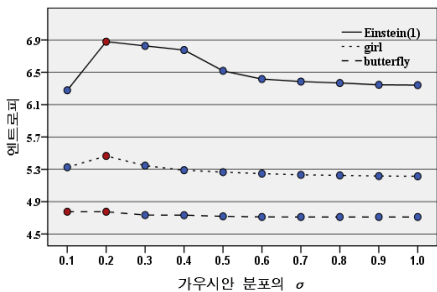
(그림 8)은 평균밝기를 231로 조정된 *f16* 영상을 이용하여 기존 방법들과 제안 방법의 영상 개선 결과를 나타낸다. 제안 방법은 입력 영상의 평균 밝기를 유지하면서 입출력 영상간의 과도한 밝기 변화를 방지하기 때문에



(그림 7) Einstein(1), girl, butterfly 영상의 히스토그램 및 CDF



(그림 8) f16 영상(밝기 231로 조정)에 대한 기존 방법들과 제안 방법(HSME)의 개선 결과



(그림 9)  $\sigma$  변화에 따른 엔트로피 값의 변화

과도하게 밝은 입력 영상의 경우, (그림 8)과 같이 상대적으로 작은 명암비 개선 결과를 보일 수 있다.

### 4.3 $\sigma$ 에 따른 출력 영상 엔트로피 비교

앞에서도 설명했듯이 출력 영상의 엔트로피를 최대화 하는 가우시안 분포는 입력 영상의  $\sigma$  값에 따라 결정된다. 이러한 최적의  $\sigma$  값을 찾기 위해 본 논문에서는  $\sigma \in [0.0, 1.0]$ 에 대해 0.1부터 1.0까지 0.1 간격의 10개의  $\sigma$ 를 사용한다. (그림 9)는 Einstein(1), girl, butterfly 영상에 대해  $\sigma$  변화에



(그림 10) girl 영상에 대한 기존 방법들과 제안 방법(HSME)의 컬러 개선 결과

다른 출력 영상 엔트로피의 변화를 나타낸다. 그림 8에서 알 수 있듯이 3개의 영상 모두  $\sigma=0.2$  에서 최대 엔트로피 값을 갖는 것을 알 수 있다.

#### 4.4 컬러 영상 개선

(그림 10)은 제안 방법을 컬러 영상에 적용한 결과이다. 컬러 영상 적용 과정은 1) RGB(Red, Green, Blue) 컬러 영상을 HSV(Hue, Saturation, Value) 컬러 공간으로 변환하여 2) 색상(Hue), 채도(Saturation), 명암(Value) 값들을 분리하고 3) 명암값에 대해 제안 방법을 적용한 후 4) 색상, 채도, 변환된 명암값을 다시 HSV로 결합하여 5) 마지막으로 RGB 컬러 영상으로 변환시킨다. 그레이 영상 결과와 유사하게 컬러 영상에서도 제안 방법이 잡음이나 과도한 밝기 개선 없이 입력 영상의 밝기를 유지하면서 자연스럽게 개선됨을 볼 수 있었다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 입력 영상의 평균 밝기를 유지하면서 자연스러운 개선 효과를 얻기 위해 엔트로피 최대화 기반의 새로운 영상 향상 기법 HSME를 제안하였다. HSME는 평균과 분산이 주어지면 엔트로피를 최대화하는 분포는 가우시안 분포라는 최대엔트로피 정리에 의하여, 제안 방법은 목적 히스토그램의 분포로서 가우시안 분포를 사용하여 히스토그램 명세화를 수행한다. 또한 제안 방법은 히스토그램 명세화를 수행하기 전에, 입력 화소값의 평균과 분산을 사용하여 입력 히스토그램을 가우시안 분포로

변형한다. 실험결과, 제안 방법이 입력 영상의 평균 밝기 유지 및 잡음 없는 자연스러운 개선 측면에서 기존의 방법들보다 우수한 결과를 보였으며, 컬러 영상에 적용한 경우에도 훌륭한 개선 효과를 보임을 알 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] R. Gonzalez and R. Woods, "Digital Image Processing", 2<sup>nd</sup> Edition, PrenticeHall, NewJersey, Jan. 2002.
- [2] Y. T. Kim, "Contrast Enhancement using Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.43, No.1, pp.1-8, Feb. 1997.
- [3] Y. Wang, Q. Chen, and B. M. Zhang, "Image Enhancement based on Equal Area Dualistic sub-Image Histogram Equalization Method", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.45, No.1, pp.68-75, Feb. 1999.
- [4] S. Chen and A. R. Ramli, "Contrast Enhancement using Recursive Mean-Separate Histogram Equalization for Scalable Brightness Preservation", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.49, No.4, pp.1301-1309, Nov. 2003.
- [5] K. S. Sim, C. P. Tso, and Y. Y. Tan, "Recursive sub-image histogram equalization applied to gray scale images", Pattern Recognition Letters, Vol.28, No.10, pp.1209-1221, Feb. 2007.

- [6] M. Kim and M. G. Chung, "Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization for Brightness Preservation and Contrast Enhancement", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.54, No.3, pp.1389-1397, Aug. 2008.
- [7] 김매리, 정민교, "히스토그램 분할과 가중치에 기반한 영상 콘트라스트 향상 기법", *한국인터넷정보학회논문지*, 제10권, 제3호, pp.173-185, Jun. 2009.
- [8] 김매리, 정민교, "DWTHE: 분할 기반의 히스토그램 평활화", *정보과학회논문지*, 제15권, 제11호, pp. 865-860, Nov. 2009.
- [9] K. Wongsritong, K. Kittayaruasiriwat, F. Cheevasuvit, K. Dejhan, and A. Somboonkaew, "Contrast enhancement using multippeak histogram equalization with brightness preserving", *IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and System*, pp.455-458, Nov. 1998.
- [10] M. Abdullah-Al-Wadud, et al, "A Dynamic Histogram Equalization for Image Contrast Enhancement", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.53, No.2, pp.593-600, May 2007.
- [11] H. Ibrahim, and N. S. P. Kong, "Brightness Preserving Dynamic Histogram Equalization for Image Contrast Enhancement", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.53, No.4, pp.1752-1758, Nov. 2007.
- [12] D. Sheet, H. Garud, A. Suveer, M. Mahadevappa, and J. Chatterjee, "Brightness Preserving Dynamic Fuzzy Histogram Equalization", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.56, No.4, pp.2475-2480, Nov. 2010.
- [13] T. Kim, and J. Paik, "Adaptive contrast enhancement using gaincontrollable clipped histogram equalization", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.54, No.4, pp.1803-1810, Nov. 2008.
- [14] C. H. Ooi, N. S. P. Kong, and H. Ibrahim, "Bi-histogram with a plateau limit for digital image enhancement", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.55, No.4, pp.2072-2080, Nov. 2009.
- [15] C. H. Ooi and N. A. M. Isa, "Adaptive Contrast Enhancement Methods with Brightness Preserving", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.56, No.4, pp.2543-2551, Nov. 2010.
- [16] C. Wang and Z. Ye, "Brightness preserving histogram equalization with maximum entropy: A variational perspective," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 51, no. 4, pp. 1326-1334, Nov. 2005.
- [17] G. Thomas, D. F. Tapia and S. Pistorius, "Fast Digital Image Contrast Enhancement", *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, pp.706-709, May, 2010.
- [18] C. M. Tsai, and Z. M. Yeh, "Contrast enhancement by automatic and parameter-free piecewise linear transformation for color images," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol.54, No.2, May 2008.
- [19] S. Y. Park and A. K. Bera, "Maximum entropy autoregressive conditional heteroskedasticity model," *Journal of Econometrics*, vol. 150, pp. 219-230, Jan. 2009.
- [20] A. Golan, G. G. Judge, and D. Miller, *Maximum Entropy Econometrics Robust Estimation with Limited Data*, Wiley, Apr. 1996.
- [21] A. J. Santoso, L. E. Nugroho, G. B. Suparta, and R. Hidayat, "Compression Ratio and Peak Signal to Noise Ratio in Grayscale Image Compression using Wavelet," *International Journal of Computer Science and Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 7-11, Jun. 2011.

● 저 자 소개 ●

**유 지 현**



2001년 서울여자대학교 컴퓨터학과 졸업 (이학사)  
2003년 서울여자대학교 컴퓨터학과 졸업 (이학석사)  
2003년~현재 서울여자대학교 컴퓨터학과 박사과정  
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전  
E-mail : jhyu@swu.ac.kr

**엄 성 용**



1985년 서울대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학사)  
1987년 서울대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학석사)  
1992년 서울대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학박사)  
1996년~현재 서울여자대학교 정보미디어대학 교수  
관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 임베디드 시스템  
E-mail : osy@swu.ac.kr

**정 민 교**



1985년 서울대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학사)  
1987년 KAIST 컴퓨터학과 졸업 (공학석사)  
1996년 University of Iowa 컴퓨터학과 졸업 (공학박사)  
1987년~2000년 KT 멀티미디어 연구소 (전임 연구원/선임 연구원)  
2001년~2002년 Vivcom Inc. (Founder & Engineering Director)  
2003년~현재 서울여자대학교 정보미디어대학 교수  
관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 기계학습, 영상처리, 정보보호, 생체인식  
E-mail : mchung@swu.ac.kr