

# 히스토그램 분할과 가중치에 기반한 영상 콘트라스트 향상 방법<sup>☆</sup>

## Image Contrast Enhancement based on Histogram Decomposition and Weighting

김 매 리\*  
Mary Kim

정 민 교\*\*  
Min Gyo Chung

### 요 약

본 논문에서는 두 가지 영상 콘트라스트 향상 기법인 RSWHE (Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization)와 RSWHS (Recursively Separated and Weighted Histogram Specification)를 새롭게 제안한다. RSWHE는 히스토그램 평활화 방법에 히스토그램 분할과 가중치 개념을 적용하였고, RSWHS는 히스토그램 명세화 방법에 히스토그램 분할과 가중치 개념을 적용하였다. 제안 방법은 1) 입력 영상의 평균 명도 값을 기준으로 히스토그램을 분할하고, 2) 분할된 각 서브히스토그램(sub-histogram)이 차지하는 확률밀도 값을 계산하며, 3) 계산된 확률밀도 값을 가중치로 사용하여 각 서브히스토그램을 변형한 후, 4) 변형된 각 서브히스토그램을 독립적으로 평활화 하거나 (RSWHE 방법인 경우) 또는 명세화 하게 (RSWHS 방법인 경우) 된다. 다양한 영상에 대한 실험을 통하여, 제안하는 두 방법이 기존의 다른 방법들에 비하여 콘트라스트 향상과 평균 명도 보존 측면에서 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

### Abstract

This paper proposes two new image contrast enhancement methods, RSWHE (Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization) and RSWHS (Recursively Separated and Weighted Histogram Specification). RSWHE is a histogram equalization method based on histogram decomposition and weighting, whereas RSWHS is a histogram specification method based on histogram decomposition and weighting. The two proposed methods work as follows: 1) decompose an input histogram based on the image's mean brightness, 2) compute the probability for the area corresponding to each sub-histogram, 3) modify the sub-histogram by weighting it with the computed probability value, 4) lastly, perform histogram equalization (in the case of RSWHE) or histogram specification (in the case of RSWHS) on the modified sub-histograms independently. Experimental results show that RSWHE and RSWHS outperform other methods in terms of contrast enhancement and mean brightness preservation as well.

☞ keyword : Image Contrast Enhancement, Histogram Equalization, Histogram Specification, 이미지 화질 향상, 히스토그램 평활화, 히스토그램 명세화

## 1. 서 론

현대 사회는 급속한 디지털 기술의 발전으로 컴퓨터, TV, 휴대용 단말기 등과 같은 다양한 멀

티미디어 응용 분야에서 고화질 영상에 대한 요구가 높아지고 있다. 이러한 요구에 따라 화질(콘트라스트)을 향상시키기 위한 다양한 연구가 끊임없이 이루어지고 있으며, 대표적인 방법으로 히스토그램 평활화 (HE: Histogram Equalization)와 히스토그램 명세화 (HS: Histogram Specification)가 있다. 히스토그램 평활화는 디지털 영상의 특징을 나타내는 히스토그램을 이용하여 변환함수를 구하고, 명암도의 동적영역을 확장함으로써 화질을 개선하는 방법이다. 이 방법은

\* 준 회원 : 서울여자대학교 대학원 컴퓨터학과 석사과정  
hub0506@swu.ac.kr

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

[2008/09/09 투고 - 2008/09/10 심사 - 2008/12/24 심사완료]

☆ 본 연구는 2009학년도 서울여자대학교 교내학술특별연구비의 지원을 받았음.

처리 방법이 간단하고 영상 품질의 향상 효과가 높기 때문에 다양한 응용분야에서 사용되지만, 변환 후 영상의 평균 명도가 과도하게 변하는 단점을 가지고 있다. 따라서 TV와 같이 연속되는 장면 사이의 평균 명도가 보존되어야 하는 제품에 기존의 HE 방법을 적용한다면, 원본 영상의 특징이 크게 훼손될 수 있다. 반면, 히스토그램 명세화는 사용자가 원하는 출력 히스토그램을 알고 있을 때, 입력 영상이 원하는 출력 히스토그램을 갖도록 변환하는 방법으로서, 영상의 화질 개선에 유용하게 사용되지만 영상의 질을 향상 시킬 수 있는 의미 있는 히스토그램을 생성하는 것에 대한 명확한 규칙을 가지고 있지 않다.

위와 같은 문제를 해결하기 위하여 연구된 방법에는, 입력 히스토그램을 2개의 서브히스토그램(sub-histogram)으로 분할하고 각 서브히스토그램을 독립적으로 평활화하는 BBHE (Brightness preserving Bi-Histogram Equalization) [1] 방법과 DSIHE (Dualistic Sub-Image Histogram Equalization) [2] 방법이 있다. 또한, 이러한 히스토그램 분할 과정을  $r$  회 ( $r > 1$ ) 반복적으로 수행하여 입출력 영상의 평균 명도 값이 서로 비슷하도록 하는 RMSHE (Recursive Mean-Separate Histogram Equalization) [3], RSIHE (Recursive Sub-Image Histogram Equalization) [4] 같은 방법들도 있다. 여기서 BBHE와 RMSHE의 히스토그램 분할 기준은 영상의 평균 명도 값이고, DSIHE와 RSIHE의 분할 기준은 영상의 미디언(median) 값이다. 그러나 히스토그램 분할에 기반한 이러한 방법들은 분할 기준 값을 중심으로 히스토그램이 대칭적으로 분포하지 않은 경우 전체적인 화질의 저하를 초래하거나, 분할 횟수가 증가할수록 입출력 영상의 평균명도 값은 보존되지만 화질 개선 효과는 점점 줄어들게 되는 단점을 가지고 있다.

이외에도 WTHE (Weighted and Thresholded Histogram Equalization) [5]는 가중치와 threshold을 사용하여 변형된 히스토그램에 기초하여 화질을 개선하는 방법이고, DHS (Dynamic Histogram

Specification) [6]는 입력 히스토그램의 1차, 2차 미분으로 추출된 특징점을 사용하여 새로운 히스토그램을 구성하고, 여기에 히스토그램 명세화 과정을 적용하여 화질을 개선하는 방법이다. 그러나 WTHE 방법은 파라메타 값에 따라서 출력 영상의 화질이 다양하게 변하기 때문에, 화질개선 효과 및 평균 명도 보존 정도를 최대로 하는 파라메타 값을 구하기 어렵고, DHS 방법은 영상의 노이즈에 의한 연산의 오류가 발생하기 쉬워, 특징점 추출 시 중요한 특징점이 누락될 수 있다는 약점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 위에서 언급한 문제들을 해결하는 2가지 영상 콘트라스트 개선 기법 RSWHE (Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization)와 RSWHS (Recursively Separated and Weighted Histogram Specification)를 새롭게 제안한다. 제안하는 RSWHE/RSWHS 방법은 기존 방법들의 문제점을 해결하기 위하여 1) 입력 영상의 평균 명도 값을 기준으로 히스토그램을 분할하고, 2) 분할된 각 서브히스토그램이 차지하는 확률밀도 값을 계산하며, 3) 계산된 확률밀도 값을 사용하여 서브히스토그램에 가중치를 부여하여 히스토그램을 변형한 후, 4) 변형된 각 서브히스토그램을 독립적으로 평활화 하거나 (RSWHE 방법인 경우), 명세화 한다 (RSWHS 방법인 경우). 실험 결과, 제안하는 2가지 방법은 기존의 방법들에 비하여 영상의 화질 향상과 평균 명도 보존 측면에서 모두 우수한 성능을 나타내었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 히스토그램 평활화와 히스토그램 명세화를 간략히 설명하고, 본 논문에서 제안하는 2가지 콘트라스트 향상 방법은 제 3장에서 자세히 설명한다. 제 4장에서는 제안방법의 성능을 실험결과를 통하여 입증하고, 제 5장에서는 본 연구에 대한 결론을 간단히 기술한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상의 히스토그램을 이용하여 출력영상의 히스토그램 분포가 균등하게 되도록 재구성하는 화질 개선 방법이다.

$L$  개의 명암 값  $\{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$ 으로 구성된 영상  $\mathbf{X} = \{X(i, j)\}$ 를 생각하자.  $X(i, j)$ 는 화소 위치  $(i, j)$ 에서의 명암 값을 나타내며,  $\{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$  중의 한 값을 갖는다. 그러면 영상  $\mathbf{X}$ 의 히스토그램  $h_X(\cdot)$ 은 식 1과 같이 정의된다. 아래 식에서  $n_k$ 는 명암 값으로  $X_k$ 를 가진 화소들의 수를 나타낸다.

$$h_X(X_k) = n_k, \quad (X_0 \leq X_k \leq X_{L-1}). \quad (1)$$

또한, 영상  $\mathbf{X}$ 에 대한 확률밀도함수 (PDF: Probability Density Function)는 식 2와 같이 표현된다. 아래에서  $n$ 은 영상  $\mathbf{X}$ 의 전체 화소 수를 나타낸다.

$$p_X(X_k) = \frac{n_k}{n}. \quad (2)$$

영상  $\mathbf{X}$ 의 누적분포함수 (CDF: Cumulative Density Function)는 PDF를 이용하여 식 3과 같이 정의된다.

$$s_k = c_X(X_k) = \sum_{j=X_0}^{X_k} p_X(j). \quad (3)$$

히스토그램 평활화 방법은 위에서 구한 CDF를 사용하여 식 4와 같은 변환함수  $f(x)$  (여기서  $x \in [X_0, X_{L-1}]$ )를 작성하고, 이 변환함수에 의하여 입력 명도 값을 출력 명도 값으로 매핑함으로써 이루어진다. 이렇게 하여 얻어진 결과 영상  $\mathbf{Y}$ 는 식 5와 같이 나타낼 수 있다.

$$f(x) = X_0 + (X_{L-1} - X_0)c_X(x). \quad (4)$$

$$Y = f(\mathbf{X}) = \{f(X(i, j)) | \forall X(i, j) \in \mathbf{X}\}. \quad (5)$$

입력 영상  $\mathbf{X}$ 에 히스토그램 평활화를 적용하여 생성된 출력 영상  $\mathbf{Y}$ 의 평균 명도 값은 식 6과 같다. 즉, 출력 영상의 평균 명도는 입력 영상의 평균 명도와 상관없이 항상 중간 명도 값을 가지게 되므로, 입출력 영상의 평균 명도가 보존되지 않게 된다.

$$\begin{aligned} E(\mathbf{Y}) &= \int_{X_0}^{X_{L-1}} x p_Y(x) dx \\ &= \int_{X_0}^{X_{L-1}} x \frac{1}{X_{L-1} - X_0} dx = \frac{X_{L-1} + X_0}{2}. \end{aligned} \quad (6)$$

### 2.2 히스토그램 명세화

히스토그램 명세화는 출력 영상이 사용자가 원하는 히스토그램 형태를 갖도록 입력 영상을 변환시키는 방법이다. 사용자가 원하는 영상의 PDF를  $p_Z(Z_k)$ 라 하면, CDF는 식 7과 같이 나타낼 수 있다.

$$v_k = c_Z(Z_k) = \sum_{j=Z_0}^{Z_k} p_Z(j). \quad (7)$$

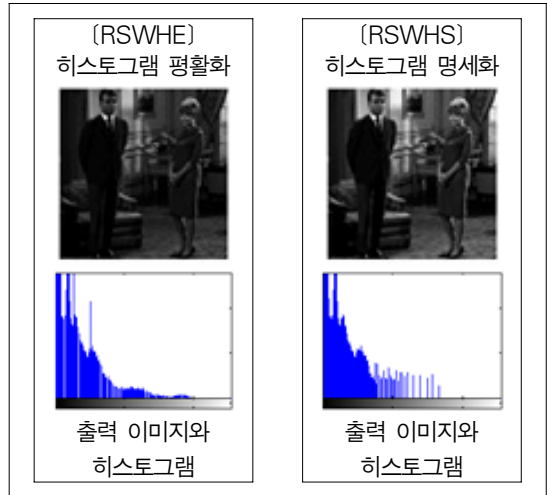
이를 이용하여 히스토그램 명세화를 수행하는 식은 식 8과 같이 표현된다. 즉, 입력 화소 값  $X_k$ 는  $c_Z^{-1}(c_X(\cdot))$  함수에 의하여 출력 화소 값  $Z_k$ 로 매핑된다.

$$Z_k = c_Z^{-1}(v_k) = c_Z^{-1}(s_k) = c_Z^{-1}(c_X(X_k)). \quad (8)$$

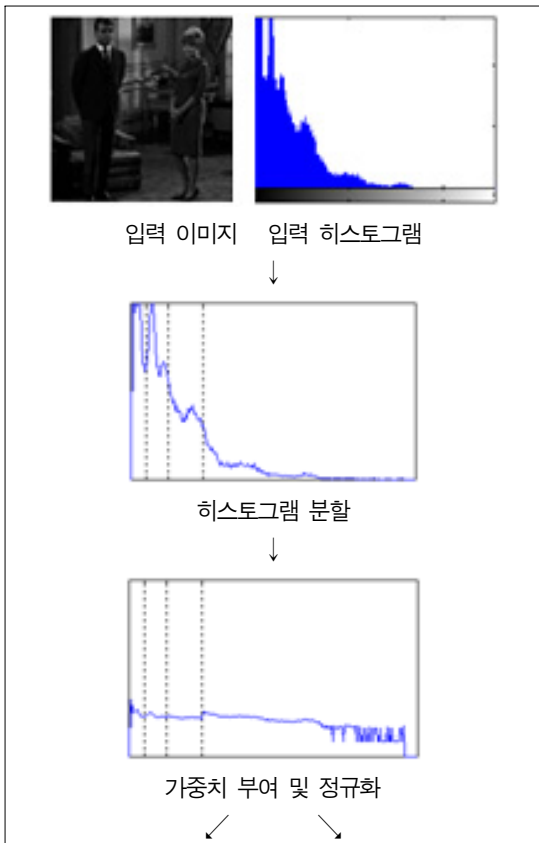
이 방법은 사용자가 원하는 히스토그램을 갖도록 영상을 변환하는 방법으로서, 영상의 화질 개선에 유용하게 사용 되지만, 의미 있게 사용자가 원하는 히스토그램을 작성하는 것에 대한 명확한 규칙이 없다는 단점을 가지고 있다.

### 3. 제안 방법

본 논문에서 제안하는 RSWHE와 RSWHS 방법은 입력 영상의 평균 명도 값을 보존하면서 화질을 개선하는 새로운 방법이다. 제안 방법의 구체적인 화질 개선 과정은 다음과 같다: 1) 먼저, 입력 영상의 평균 명도 값을 기준으로 히스토그램을 분할하고, 2) 분할된 각 서브히스토그램이 차지하는 확률밀도 값을 계산하며, 3) 계산된 확률밀도 값을 사용하여 각 서브히스토그램에 가중치를 부여하고 정규화한 후, 4) 마지막으로 정규화된 각 서브히스토그램을 독립적으로 평활화하거나 (RSWHE 방법인 경우), 명세화 한다 (RSWHS 방법인 경우). 그림 1은 제안 방법의 영상 화질 개선 과정을 요약적으로 잘 나타내고 있다.



(그림 1) 본 논문에서 제안하는 RSWHE와 RSWHS 방법의 영상 화질 개선 과정.



#### 3.1 히스토그램 분할

제안하는 방법은 입력 영상의 평균 명도 값을 보존하기 위하여, 입력 영상의 히스토그램을 영상의 평균 명도 값을 기준으로  $r$ 회 ( $r \geq 1$ ) 반복적으로 분할한다. 이 때 분할 횟수  $r$ 에 따른 서브히스토그램의 수는  $2^r$ 이 된다. 예를 들어,  $r = 2$ 인 경우  $[X_0, X_{L-1}]$ 의 명암 값을 가지는 영상  $X$ 는 식 9에 의하여 4 개의 서브이미지 (sub-image)  $X_{LL}, X_{LU}, X_{UL}, X_{UU}$ 로 분할된다. 이때 분할 기준 값  $X_m, X_{ml}, X_{mu}$ 는 식 10과 같이 구할 수 있다. 식 10에서  $p_X(x)$ 는 영상  $X$ 에 대한 확률밀도 함수를 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 X &= X_{LL} \cup X_{LU} \cup X_{UL} \cup X_{UU}, & (9) \\
 X_{LL} &= \{X(i, j) | 0 \leq X(i, j) \leq X_m, \forall X(i, j) \in X\}, \\
 X_{LU} &= \{X(i, j) | X_{ml} < X(i, j) \leq X_m, \forall X(i, j) \in X\}, \\
 X_{UL} &= \{X(i, j) | X_m < X(i, j) \leq X_{mu}, \forall X(i, j) \in X\}, \\
 X_{UU} &= \{X(i, j) | X_{mu} < X(i, j) \leq X_{L-1}, \forall X(i, j) \in X\}.
 \end{aligned}$$

$$X_m = \int_{X_0}^{X_{L-1}} xp_X(x)dx, \quad (10)$$

$$X_{ml} = \int_{X_0}^{X_m} xp_X(x)dx / \int_{X_0}^{X_m} p_X(x)dx,$$

$$X_{mu} = \int_{X_m}^{X_{L-1}} xp_X(x)dx / \int_{X_m}^{X_{L-1}} p_X(x)dx$$

### 3.2 히스토그램의 가중치 부여 및 정규화

영상의 콘트라스트 향상을 위한 가중치로는 분할된 각 서브히스토그램이 차지하는 확률밀도 값을 이용한다. 예를 들어,  $r = 2$ 일 때 4개로 분할된 각 서브히스토그램에 해당하는 가중치  $w_{LL}$ ,  $w_{LU}$ ,  $w_{UL}$ ,  $w_{UU}$ 는 식 11과 같이 계산된다. 입력 영상마다 적절한 가중치 값을 수동으로 찾아야 하는 기존의 WTHE 방법에 비해, 제안 방법은 각 서브히스토그램 영역의 확률밀도 값을 자동으로 계산하여 가중치로 사용하기 때문에 매우 효율적인 방법이라 할 수 있다.

$$w_{LL} = \sum_{x=X_0}^{X_m} p_X(x), \quad (11)$$

$$w_{LU} = \sum_{x=X_{m+1}}^{X_m} p_X(x),$$

$$w_{UL} = \sum_{x=X_{m+1}}^{X_{mu}} p_X(x),$$

$$w_{UU} = \sum_{x=X_{mu+1}}^{X_{L-1}} p_X(x).$$

입력 영상의 PDF  $p_X(x)$ 에 영역별 가중치와 power-law 함수를 적용하여 얻게 된 새로운 PDF  $p_{RSW}(x)$ 는 식 12에 표시되어 있다. 여기서  $p_l$ 과  $p_u$ 은 입력 영상 PDF의 최소 확률 값과 최대 확률 값을 각각 나타낸다.

$$p_{RSW_{LL}}(x) = \left( \frac{p_X(x) - p_l}{p_u - p_l} \right)^{w_{LL}} * p_u + \alpha, \quad (12)$$

$$p_{RSW_{LU}}(x) = \left( \frac{p_X(x) - p_l}{p_u - p_l} \right)^{w_{LU}} * p_u + \alpha,$$

$$p_{RSW_{UL}}(x) = \left( \frac{p_X(x) - p_l}{p_u - p_l} \right)^{w_{UL}} * p_u + \alpha,$$

$$p_{RSW_{UU}}(x) = \left( \frac{p_X(x) - p_l}{p_u - p_l} \right)^{w_{UU}} * p_u + \alpha.$$

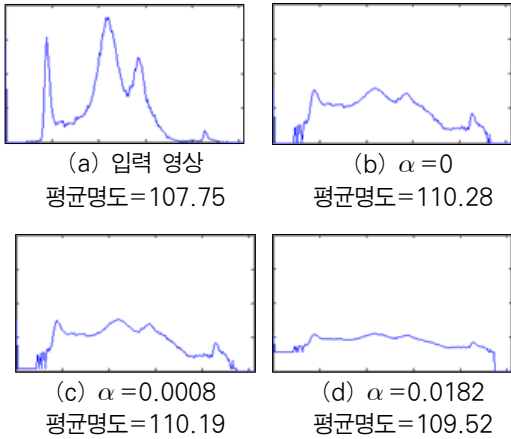
위에서  $\alpha$  ( $0 \leq \alpha \leq 1$ )는 임의의 상수이며,  $\alpha$  값이 증가함에 따라  $p_{RSW}(x)$ 는 점점 균일한 분포를 띠게 된다. 또한  $\alpha$ 가 식 13과 같은 값을 가질 때, 입력 영상과 출력영상의 평균 명도 값이 대체적으로 유사하다는 것을 실험을 통하여 알 수 있었다. 식 13에서  $X_m$ 는 입력 영상의 평균 명도 값을 나타내고,  $X_G$ 는 입력 영상의 중간 명도 값인  $(X_{L-1} + X_0)/2$ 을 나타낸다.

$$\alpha = \left( \frac{|X_G - X_m|}{X_{L-1} - X_0} \right) * p_u. \quad (13)$$

식 12에서 알 수 있듯이 본 논문에서는 PDF 변환에 power-law 함수  $g(t) = t^w$ , ( $0 \leq w \leq 1$ )를 사용한다. 가중치 값 구간  $0 < w < 1$ 에서의 power-law 함수  $g(t)$ 의 특성상, 식 12에 따른 변환 후에는 발생 확률이 높은 영역 (즉, 높은 PDF 값을 가진 화소들) 보다 발생 확률이 낮은 영역 (즉, 낮은 PDF 값을 가진 화소들)이 상대적으로 더 큰 확률 값을 갖게 된다. 이로써 제안 방법은 작지만 의미 있는 화소들을 무시하지 않고 보호하게 됨으로써 영상의 콘트라스트를 향상 시키게 된다. 식 14는 식 12의  $p_{RSW}(x)$ 를 정규화한 PDF  $p_N(x)$ 를 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 p_{N_{LL}}(x) &= p_{RSW_{LL}}(x) / \int_{X_0}^{X_{ml}} p_{RSW_{LL}}(x), & (14) \\
 p_{N_{LU}}(x) &= p_{RSW_{LU}}(x) / \int_{X_{ml+1}}^{X_m} p_{RSW_{LU}}(x), \\
 p_{N_{UL}}(x) &= p_{RSW_{UL}}(x) / \int_{X_{m+1}}^{X_{mu}} p_{RSW_{UL}}(x), \\
 p_{N_{UU}}(x) &= p_{RSW_{UU}}(x) / \int_{X_{mu+1}}^{X_{L-1}} p_{RSW_{UU}}(x).
 \end{aligned}$$

잠시, 식 12의  $\alpha$ 의 역할에 대하여 살펴보자. 그림 2는 실험영상 중 einstein 영상에 대하여  $\alpha$ 값이 여러 가지로 변할 때, 식 14의 정규화된 PDF  $p_N(x)$ 와 출력 영상의 평균 명도 값이 어떻게 변하게 되는 지를 보여주고 있다. 특히, (c)는  $\alpha$ 가 식 13으로 계산된 값을 취할 때의 PDF와 출력 영상의 평균 명도 값을 보여 주고 있다. 일반적으로  $\alpha$ 값이 증가함에 따라 PDF는 점점 flat한 모양으로 변하게 된다. 한편, einstein 영상의 경우에는  $\alpha$ 값이 증가함에 따라 출력 영상의 평균 명도 값이 입력 영상과 가까워지는 것을 알 수 있다.



(그림 2)  $\alpha$ 값에 따른 정규화 PDF와 평균 명도 값의 변화 추이.

### 3.3 히스토그램 평활화 및 명세화

본 논문에서 제안하는 2 가지 영상 콘트라스트 향상 기법은 RSWHE와 RSWHS이다. 가중치 적용

및 정규화 과정을 마치고 얻어진 PDF  $p_N(x)$ 에 평활화 과정을 수행하면 RSWHE 방법이 되고, 명세화 과정을 수행하면 RSWHS 방법이 된다. 아래에서 2 가지 방법을 자세하게 설명한다.

#### 3.3.1 RSWHE

각 서브히스토그램을 독립적으로 평활화 하기 위하여, RSWHE 방법은 정규화된 PDF  $p_N(x)$ 을 사용하여 식 15와 같이 영역별 CDF를 계산한다.

$$\begin{aligned}
 c_{N_{LL}}(x) &= \sum_{j=0}^x p_{N_{LL}}(j), & (15) \\
 c_{N_{LU}}(x) &= \sum_{j=0}^x p_{N_{LU}}(j), \\
 c_{N_{UL}}(x) &= \sum_{j=0}^x p_{N_{UL}}(j), \\
 c_{N_{UU}}(x) &= \sum_{j=0}^x p_{N_{UU}}(j).
 \end{aligned}$$

이렇게 계산된 CDF들은 식 16과 같은 변환함수를 만드는데 사용되고, 변환함수를 적용한 결과인 출력 영상  $Y$ 는 식 17과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 f_{LL}(x) &= X_0 + (X_{ml} - X_0) * c_{N_{LL}}(x), & (16) \\
 f_{LU}(x) &= X_{ml+1} + (X_m - X_{ml+1}) * c_{N_{LU}}(x), \\
 f_{UL}(x) &= X_{m+1} + (X_{mu} - X_{m+1}) * c_{N_{UL}}(x), \\
 f_{UU}(x) &= X_{mu+1} + (X_{L-1} - X_{mu+1}) * c_{N_{UU}}(x). \\
 Y = f(X) &= f_{LL}(X_{LL}) \cup f_{LU}(X_{LU}) \cup f_{UL}(X_{UL}) \cup f_{UU}(X_{UU}). & (17)
 \end{aligned}$$

RSWHE 방법으로  $r = n$  번 분할하여 생성된 결과 영상  $Y$ 의 평균 명도 값은 Chen & Ramli [3]에 의하여 식 18과 같이 유도될 수 있다. 반복 횟수  $r$ 의 값이 증가할수록 출력 영상의 평균 명도 값 보존 정도가 높아지고,  $r = \infty$  일 때 입력 영상의

평균 명도 값에 수렴하게 됨을 알 수 있다.

$$E(\mathbf{Y}) = X_m + \frac{X_G - X_m}{2^n}. \quad (18)$$

### 3.3.2 RSWHS

RSWHS 방법에서는 식 19로 정의된 CDF  $c_N(x)$ 를 이용하여 식 20과 같은 변환함수를 구한다. 이렇게 구한 변환함수에 의하여 입력 명도 값  $x$ 는 출력 명도 값  $z$ 로 매핑되게 된다.

$$c_N(x) = \sum_j p_N(j), (X_0 \leq x \leq X_{L-1}). \quad (19)$$

$$z = c_N^{-1}(c_X(x)). \quad (20)$$

## 4. 실험 결과

실험에 사용한 10개의 영상 (couple, f16, jet, bottle, house, woman, u2, girl, einstein, copter)은 Menotti [7]로 부터 제공받았으며, 기존의 HE, BBHE, DSIHE, RMSHE, RSIHE 방법들과 본 논문에서 제안하는 2 가지 방법을 모두 MATLAB으로 구현하여 그 성능을 비교하였다. 또한 RMSHE, RSIHE, RSWHE, RSWHS 방법들에서 히스토그램 분할 횟수는 모두  $r = 2$ 로 통일하여 동일한 조건에서 성능을 비교하도록 하였다.

(표 1) 출력 영상의 평균 명도 값 비교

영상	입력영상 평균명도	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE	RSIHE	RSWHE	RSWHS
couple	33.35	129.84	66.48	77.19	43.59	53.91	35.45	34.17
F16	179.2	129.41	180.22	165.5	180.41	175.93	183.19	179.99
jet	201.11	129.32	196.14	174.22	200.44	195.68	201.74	201.81
bottle	78.76	128.35	94.14	98.2	81.09	85.82	79.23	68.36
house	68.97	127.81	93.98	100.96	77.03	84.62	72.74	69.87
woman	113.13	128.52	129.08	124.41	113.02	115.59	112.55	113.94
U2	32.52	131.34	49.27	79.6	37.08	52.75	34.45	33.32
girl	139.2	133.94	162.75	143.61	139.69	137.45	139.19	139.88
einstein	107.75	124.86	126.99	119.78	117.88	117.44	110.19	108.09
copter	191.44	128.65	174.21	164.48	188.4	180.98	191.07	192.20

본 논문에서는 위 방법들의 정확한 비교를 위하여 정량적 분석과 정성적 분석을 동시에 실시한다. 정량적 분석은 입출력 영상의 평균명도 값, PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), 엔트로피 (entropy) 수치를 사용하여 실시하며, 정성적 분석은 자연스러운 화질 개선 정도를 시각적으로 판단하여 실시한다.

## 4.1 정량적 분석 결과

표 1은 출력영상의 평균 명도 값을 비교한 것이다. 표에서 회색으로 음영 처리한 부분은 가장 좋은 결과를 나타내는 수치를 표시한 것이다. 실험 결과, 제안하는 방법이 10개의 실험 영상 중 9개 (RSWHE 방법이 4개, RSWHS 방법이 5개) 영상에서 가장 높은 평균 보존 정도를 보여 주고 있다.

표 2는 출력 영상의 PSNR을 비교한 결과이다. PSNR은 영상의 품질을 비교하고 평가하는 표준 지표로써 계산식은 식 21과 같다. 여기서,  $X(i, j)$ 는 입력영상  $X$ 의  $(i, j)$ 에서의 명도 값을,  $Y(i, j)$ 는 출력영상  $Y$ 의  $(i, j)$ 에서의 명도 값을 나타내며,  $n$ 은 전체 화소수이다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE}, \quad (21)$$

$$MSE = \frac{\sum (X(i, j) - Y(i, j))^2}{n}.$$

(표 2) 출력 영상의 PSNR 비교

영상	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE	RSIHE	RSWHE	RSWHS
couple	11.92	13.17	11.6	19.65	15.61	33.63	43.62
F16	7.57	20.68	16.44	22.73	22.14	27.72	44.66
jet	9.51	22.5	14.37	27.84	23.56	37.87	43.93
bottle	12.88	18.68	17.41	29.68	23.67	42.66	19.28
house	11.03	14.27	13.45	21.36	17.97	28.85	46.94
woman	17.83	17.73	18.25	23.63	22.41	32.23	44.92
U2	6.99	15.06	10.4	22.12	15.07	29.19	46.72
girl	13.04	13.3	13.1	28	19.26	34.5	42.80
einstein	15.42	15.16	15.57	19.51	19.57	26.85	38.43
copter	10.61	15.96	14.21	25.62	19.47	35.35	44.07

(표 3) 출력 영상의 엔트로피 비교

영상	입력영상 엔트로피	HE	BBHE	DSIHE	RMSHE	RSIHE	RSWHE	RSWHS
couple	6.4	6.43	6.18	6.19	6.25	6.2	6.36	6.23
F16	6.68	6.23	6.59	6.56	6.54	6.46	6.66	6.43
jet	6.62	6.33	6.42	6.32	6.43	6.4	6.58	6.33
bottle	7.46	7.21	7.28	7.26	7.32	7.29	7.44	6.16
house	6.31	6.19	6.14	6.15	6.06	6.06	6.28	6.13
woman	7.24	7.02	7.03	7.03	7.05	7.03	7.19	7.02
U2	5.64	5.41	5.54	5.49	5.42	5.28	5.58	5.41
girl	5.6	5.27	5.28	5.27	5.46	5.17	5.44	5.27
einstein	6.88	6.75	6.74	6.74	6.71	6.72	6.83	6.71
copter	7.07	6.84	6.82	6.81	6.89	6.78	7	6.84

일반적으로 출력영상의 PSNR값이 30dB ~ 40dB 정도이면 좋은 성능을 나타낸다고 볼 수 있으며, 제안하는 방법이 기존 방법들에 비하여 10개의 실험 영상 모두에서 가장 좋은 성능을 나타내었고, 특히 RSWHS 방법이 RSWHE 방법 보다 더 좋은 결과를 보여 주었다.

마지막으로 표 3은 엔트로피를 사용한 분석 결과이다. 엔트로피는 식 22와 같이 영상의 PDF  $p(x)$ 를 이용하여 계산되며, 값이 클수록 영상이 rich한 정보를 보유한다고 생각할 수 있다. 표 3에 따르면, 제안 방법이 10개의 실험 영상 중 8개의 영상에서 가장 좋은 결과를 나타내었고, PSNR 결과와는 반대로 RSWHE 방법이 RSWHS 방법 보다 더 좋은 결과를 보여 주고 있다.

$$Entropy = - \sum p(x) \log_2 p(x). \quad (22)$$

#### 4.2 정성적 분석 결과

10개의 실험 영상에 대하여 기존의 방법들과 제안 방법의 결과 영상을 비교하여 표 4에 정리하였다. 정성적 분석 결과, 논문에서 제안하는 RSWHE, RSWHS 방법은 기존의 방법들에 비하여 시각적 품질 저하를 일으키는 노이즈가 적게 발생하였고, 입력 영상과 출력 영상 간의 평균 명도 변화가 적어 자연스럽게 화질이 향상되었음을 알 수 있었다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 기존의 히스토그램 평활화와 명세화 방법의 문제점을 해결하기 위해, 2 가지 새로운 영상 콘트라스트 향상 기법인 RSWHE와 RSWHS를 제안 하였다. 제안 방법은 입력 영상의



평균 명도 값을 기준으로 히스토그램을 분할하고, 분할된 각 서브히스토그램이 차지하는 확률밀도 값을 가중치로 사용하여 서브히스토그램을 변형한 후, 변형된 각 서브 히스토그램을 독립적으로 평활화 (RSWHE 방법인 경우), 또는 명세화 (RSWHS 방법인 경우) 하게 된다.

실험결과에 따르면, RSWHE와 RSWHS 방법 모두가 기존 방법에 비하여 입력 영상의 평균 명도 값 보존과 자연스러운 영상의 화질 개선 측면에 있어서 매우 효과적임을 알 수 있었다. 향후에는, 본 논문이 제안하는 방법을 기반으로 컬러 영상을 이용한 추가 실험을 실시하고, 히스토그램 분할 기준에 있어서 가장 효과적인 방법을 보다 심층적으로 연구할 예정이다.

## 참 고 문 헌

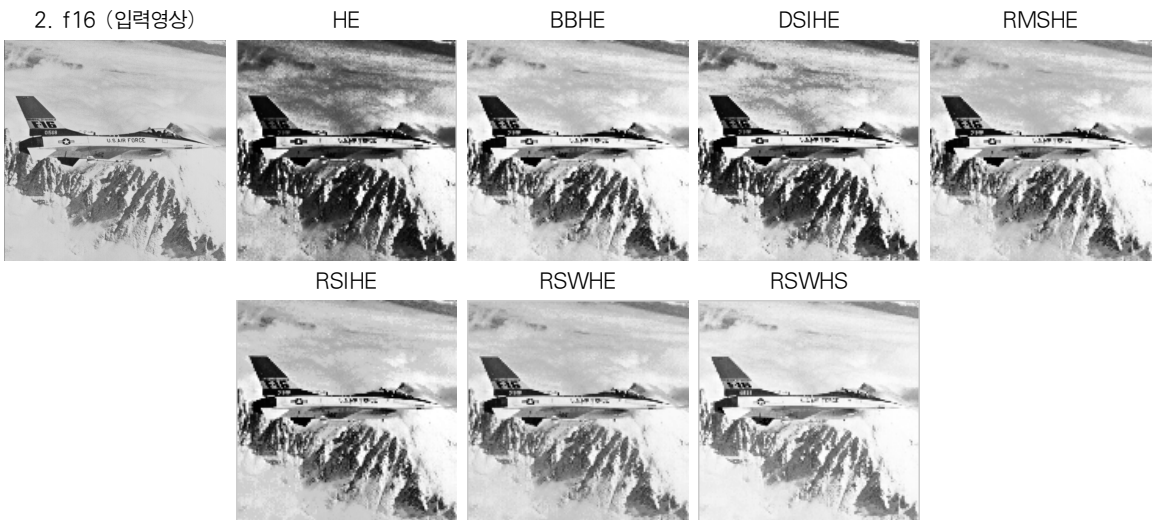
- [1] Y. T. Kim, "Contrast Enhancement using Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.43, No.1, pp.1-8, Feb. 1997.
- [2] Y. Wang, Q. Chen, and B. M. Zhang, "Image Enhancement based on Equal Area Dualistic sub-Image Histogram Equalization Method", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.45, No.1, pp.68-75, Feb. 1999.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] Q. Wang and R. Ward, "Fast Image/Video Contrast Enhancement Based on WTHe", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.53, No.2, pp.757-764, May 2007.
- [6] C. C. Sun, S. J. Ruan, M. C. Shie, and T. W. Pai, "Dynamic Contrast Enhancement based on Histogram Specification", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.51, No.4, pp.1300-1305, Nov. 2005.
- [7] D. Menotti, L. Najman, J. Facon, and A. de A. Araujo, "Multi-Histogram Equalization Methods for Contrast Enhancement and Brightness Preserving", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.53, No.3, Aug. 2007.

(표 4) 기존 방법들과 제안 방법의 결과 영상 비교

1. couple (입력영상)



2. f16 (입력영상)



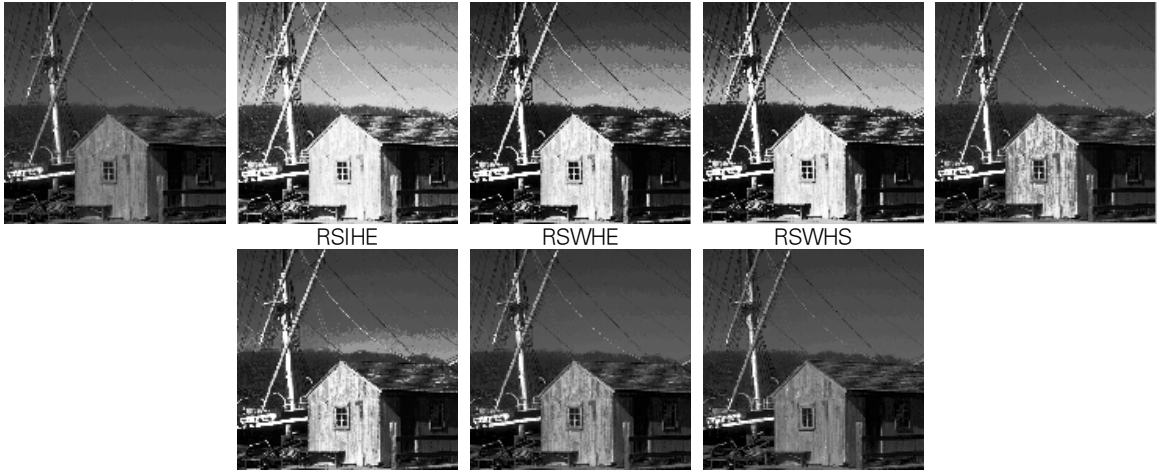
3. jet (입력영상)



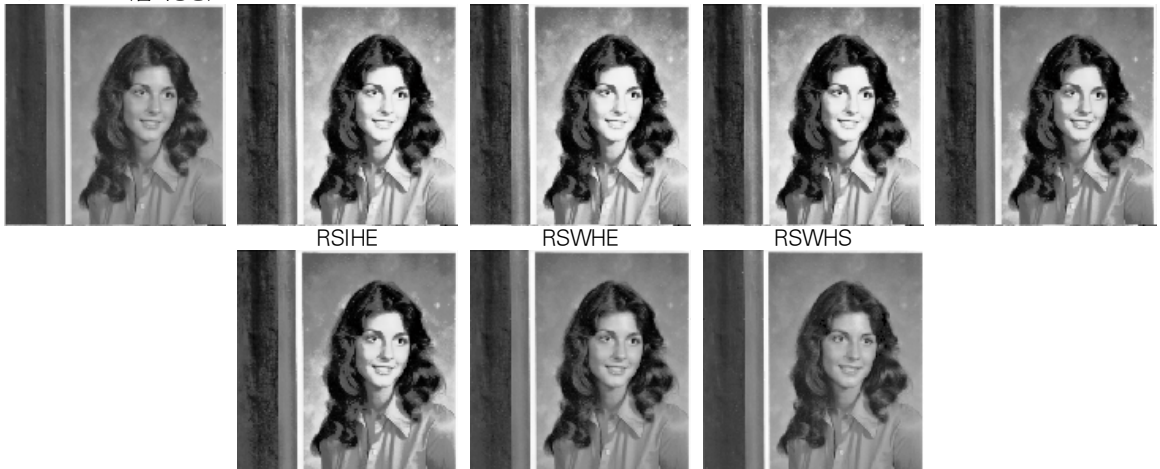
4. bottle (입력영상)



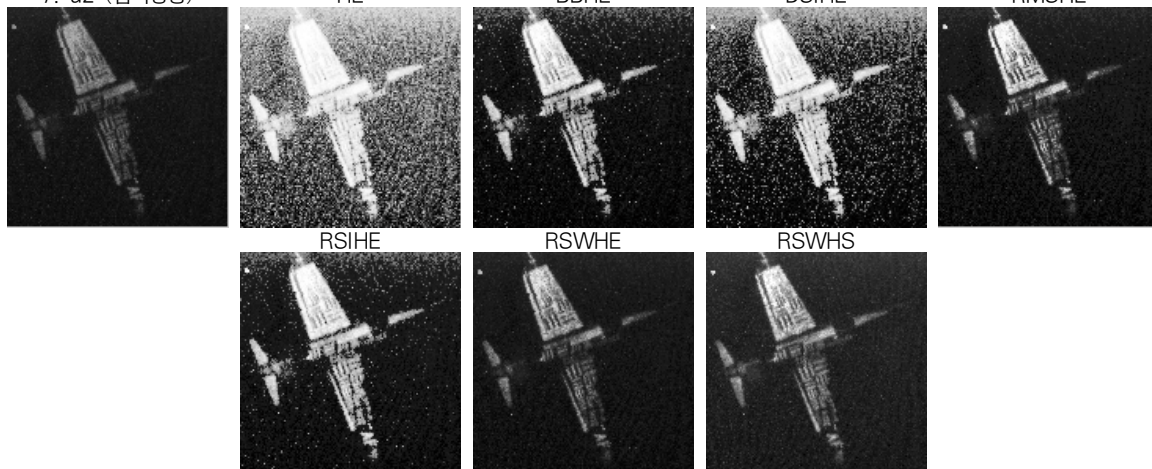
5. house (입력영상)



6. woman (입력영상)



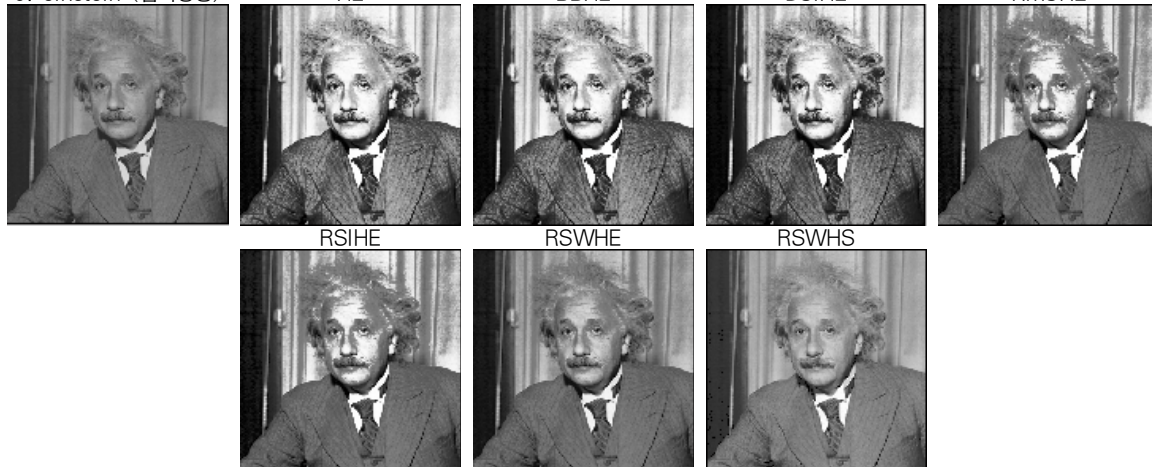
7. u2 (입력영상)



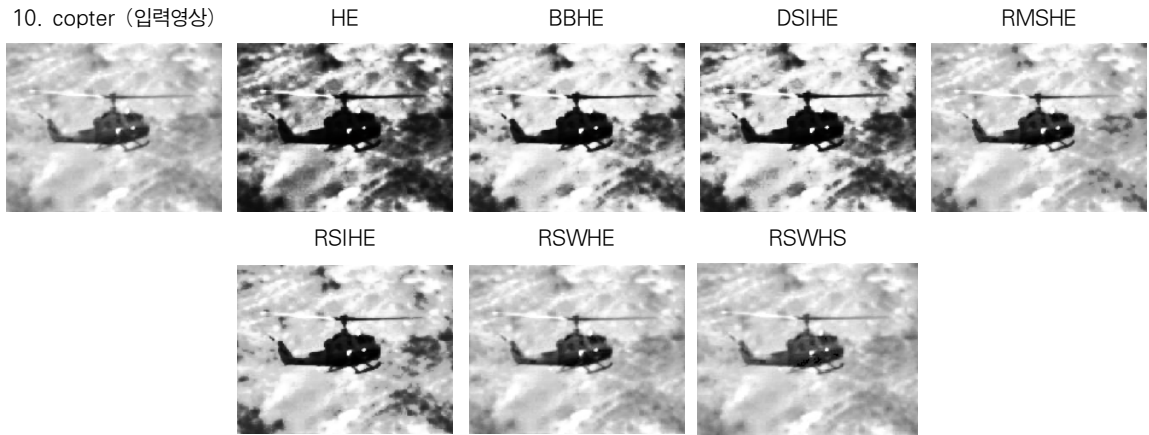
8. girl (입력영상)



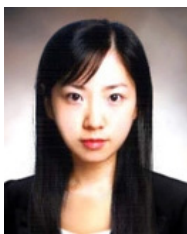
9. einstein (입력영상)



10. copter (입력영상)



● 저 자 소개 ●



**김 매 리**

2006년 서울여자대학교 컴퓨터공학과 졸업 (학사)  
 2008년 8월 서울여자대학교 대학원 컴퓨터학과 (석사)  
 2008년 8월 ~ 현재 서울여자대학교 컴퓨터과학연구소 연구원  
 관심분야 : 영상처리  
 E-mail : hub0506@swu.ac.kr



**정 민 교**

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