

이미지 향상을 위해 공간영역에서 다중해상도를 이용한 개선된 히스토그램 특정화 방법

An Improved Histogram Specification using Multiresolution in the Spatial Domain for Image Enhancement

허 경 무*
(Kyung-Moo Huh^{1,*})

¹Department of Electronic Engineering, Dankook University

Abstract: Usually, spatial information can be incorporated into histograms by taking histograms of a multiresolution image. For these reasons, many researchers are interested in multiresolution histogram processing. If the relation and sensitivity of the multiresolution images are well combined without loss of information, we can obtain satisfactory results in several fields of image processing including histogram equalization, specification and pattern matching. In this paper, we propose a multiresolution histogram specification method that improves the accuracy of histogram specification. The multiresolution decomposition technique is used in order to overcome the unique feature of a histogram specification affected by a quantization error of a digitalized image. The histogram specification is processed after the reduction of image resolution in order to enhance the accuracy of the results by histogram specification methods. The experimental results show that the proposed method enhances the accuracy of specification compared to conventional methods.

Keywords: histogram specification, quantization, accuracy, multiresolution

I. 서론

히스토그램은 이미지의 특징 분석이나 개선을 위한 기본적인 도구로 사용될 수 있다. 히스토그램 관련 기법은 크게 균등화와 특정화로 나눌 수 있다. 히스토그램 균등화(Histogram Equalization)는 전체적인 히스토그램의 분포를 조작하여 이미지 대비를 향상시키는 방법이며, 히스토그램 특정화(Histogram Specification)는 우리가 원하는 부분을 향상시켜 히스토그램의 모양을 변환시키는 방법이다. 히스토그램 균등화의 경우, 자동으로 향상 또는 정규화 변환을 결정하게 된다. 하지만 이러한 히스토그램 균등화 방법이 유용한 기술이기는 하나, 객체 인식 등과 같이 어떤 특정한 영역으로 히스토그램을 변환해야 하는 경우에는 사용하기 불편한 경우가 발생한다[1,2]. 이러한 경우에 히스토그램 특정화는 매우 유용한 기술로 사용될 수 있다. 그런데 이러한 히스토그램 향상 기법들은 디지털 이미지의 양자화 오류에 많은 영향을 받고 있다. 하지만 디지털 이미지를 다중해상도로 분해할 경우, 정밀한 움직임과 데이터의 빠른 계산을 위한 특성들을 유지할 수 있을 뿐만 아니라 정확성을 확보하기 유리하며[3-6], 다중해상도 이미지의 히스토그램들을 이용하여, 공간 정보가 히스토그램들에 통합될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 양자화 오류에 의한 영향을 극복하기 위해 다중해상도 분해 기술을 응용하여, 다중해상도를

이용한 개선된 히스토그램 특정화 방법을 제안한다. 제안된 방법을 적용하여 실험한 결과, 히스토그램 특정화가 기존의 방법보다 더 높은 정확도를 가지는 것으로 확인되었다.

II. 연구 배경

특정 모양의 히스토그램을 이용하여 입력 이미지의 일부 영역의 명암 대비를 개선할 수 있는데, 이런 영상처리 기법을 히스토그램 특정화라고 한다. 입력 이미지의 히스토그램을 원하는 히스토그램으로 변환한다고 해서 히스토그램 정합 기법이라고도 한다. 명암 대비를 개선하는 것은 히스토그램 균등화와 같지만 특정 부분을 향상시키려고 원하는 히스토그램을 이용한 정합으로 일부 영역에서만 명암대비를 개선한다는 점이 다르다.

1. 기존의 히스토그램 특정화 방법

기존의 일반적인 히스토그램 특정화 방법은 다음과 같다. 먼저 하나의 이미지에서 그레이 레벨 r_k 가 발생할 확률은

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (1)$$

가 되는데, 이것이 해당하는 그레이 레벨의 확률 밀도 함수(probability density function)가 된다. 여기에서 n 은 이미지 내의 총 픽셀의 갯수이고, n_k 는 그레이 레벨이 r_k 인 픽셀의 갯수이며, L 은 이미지에 있는 가능한 그레이 레벨의 총 갯수이다. 연속적인 명암도를 가진 두 영상의 확률 밀도 함수 $H(p)$, $Q(z)$ 를 각각 입력 이미지와 원하는 출력 이미지(목적 이미지)의 확률 밀도 함수로 정의한다. 히스토그램 특정화의 목적은 입력 영상의 밝기값 p 가 지정된 영상의

* Corresponding Author

Manuscript received February 28, 2014 / revised April 30, 2014 / accepted May 7, 2014

허경무: 단국대학교 전자공학과(huhkm@dku.edu)

밝기값 z 로 변화되게 하는 화소 밝기 단조 변환 함수 $z = \tau(p)$ 를 찾는 것이다. 먼저 입력 영상의 히스토그램 균등화를 다음과 같이 수행한다.

$$q = T(p) = \int_0^p H(t) dt \quad (2)$$

마찬가지 방법으로 특정화된 영상에 대한 히스토그램 균등화도 다음과 같이 수행한다.

$$v = G(z) = \int_0^z Q(t) dt \quad (3)$$

이것에 대한 역변환 $z = G^{-1}(v)$ 는 균등한 명암도 분포 영상을 지정된 명암도 분포 영상으로 변환시킬 수 있음을 의미한다. 여기서 q, v 는 모두 균등한 밀도 함수를 가지기 때문에 $z = G^{-1}(q)$ 라고 할 수 있고, 따라서 다음 식이 성립한다.

$$z = G^{-1}(q) = G^{-1}[T(p)] \quad (4)$$

이 식 (4)는 원래의 밝기값 p 를 지정된 밝기값 z 로 변환시키는 관계를 나타낸다. 식 (4)의 변환식을 입력 이미지의 모든 픽셀들에 대해 적용하게 되면, 히스토그램 특정화가 수행 완료된다[7-10].

히스토그램 특정화 기법을 처리하는 과정을 요약하면 다음과 같다.

- ① 먼저 처리하고자 하는 입력영상의 히스토그램을 균등화한다.
- ② 원하는 특정화된 히스토그램(목표 히스토그램)을 정의하고 균등화한다.
- ③ 입력 영상의 균등화된 명암도 값에 가장 가까운 목표 히스토그램의 균등화 명암도 값을 찾는다.
- ④ ③에서 찾은 명암도 값에 대응하는 목표 히스토그램 명암도 값을 원 입력영상 명암도에 대응하는 출력영상 명암도로 정한다.

2. 기존의 히스토그램 특정화 방법의 문제점

기존의 히스토그램 특정화 방법으로 목적 히스토그램을 선정하여 특정화를 수행할 때, 목적하는 히스토그램의 명암도 누적합과 입력되어지는 영상의 누적합의 차이가 발생하며, 그로 인한 목적하지 않은 부분에 대한 변환도 이루어지게 되어 그로 인한 오차가 발생하게 된다. 또한 기존의 공간 영역에서 히스토그램을 향상시키는 방법은 두 개의 히스토그램 사이의 정확한 매핑에 대한 방법이 없기 때문에 이미지에서 밝은 픽셀의 수가 증가하여 히스토그램 합계에서 왜곡이 발생하게 되어 정확한 히스토그램 특정화를 수행할 수 없게 된다[1,2,10-12].

일반적으로 영상처리에 있어서 영상의 크기가 클수록 처리결과가 부정확해진다. 그 이유는 영상의 크기가 해상도가 커질수록, 동일하거나 유사한 값을 갖는 픽셀수가 증가하기 때문이다. 디지털 영상에 있어서 동일하거나 유사한 값을 갖는 픽셀들은 정량화 오차(quantization error) 때문에 연속적인 신호에서는 서로 다른 값일 수 있다. 따라서 동일하거나 유사한 값을 갖는 픽셀수가 많은 고해상도 이미지나

크기가 큰 이미지에서는 정량화 오차로 인한 영향이 매우 심각하다. 이러한 문제점들을 보완하기 위하여 부 블록 히스토그램 특정화 방법과 같은 다양한 방법들이 연구되었으나, 만족스러운 결과를 나타내지는 못하고 있다.

III. 제안하는 다해상도 히스토그램 특정화 방법

본 제안하는 방법에서는 저해상도 영상처리와 고해상도 영상처리를 결합시켜, 정량화 오차에 영향을 덜 받는 저해상도 영상 히스토그램 특정화와 정량화 오차에 영향을 많이 받는 고해상도 영상 히스토그램 특정화의 차이를 보상하는 방법이다.

본 방법에서는 저해상도 이미지에서 히스토그램 특정화를 한 후에, 원래 해상도의 이미지로 다시 크게 한다. 이때 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 바꿀때 일어나는 영상의 품질 문제를 다중해상도에서 히스토그램 특정화된 영상들 간의 오차와 각 level에서의 목적 이미지와의 오차들을 모두 보상해 줌으로써 해결하는 것이 본 논문에서 제안하는 알고리즘이다.

1. 다중해상도 이미지에 있어서 이미지 피라미드와 히스토그램 특정화

이미지 피라미드는 이미지의 계산을 위해 저해상도로 만들며, 저해상도 이미지를 만드는 다양한 방법이 있다. 본 논문에는, 고해상도 이미지의 평균값을 이용하여 이미지 피라미드를 만들었다[4,7]. 이미지 피라미드를 만든 후에 히스토그램을 만드는것은 단순성, 효율, 견고성과 같은 많은 장점들을 가지고 있기 때문에 인식을 위한 방법으로 효과적으로 이용되고 있다. 따라서 우리는 공간 도메인에서 더 정확한 히스토그램 특정화를 위해 상기에 언급된 이러한 장점을 가지는 방법을 이용하였다.

$$I_{N+1}\left(\frac{m}{2}, \frac{n}{2}\right) = \frac{1}{4} \sum_{i=m-j}^{m+1-n} \sum_{j=n}^{n+1} I_N(i, j) \quad (5)$$

식 (5)를 이용하여 소스 이미지(입력 이미지)와 목적 이미지를 저해상도를 가지는 이미지 피라미드로 만든다. 이때, N 이 0~3까지의 범위에 있을때 m 이 0, 2, 4, ..., (W_N-1) 의 범위를 가지며, n 이 0, 2, 4, ..., (H_N-1) 의 범위를 가지게 되면, level(N) 이미지의 수평 방향의 화소 개수가 W_N 이고 level(N) 이미지의 수직 방향의 화소 개수가 H_N 인 이미지 피라미드를 구성할 수 있다. 이미지 피라미드를 만든 후, 기존의 히스토그램 특정화 방법을 소스 이미지와 목적 이미지의 각 레벨에 적용한다. 그림 1은 다해상도 히스토그램 특정화의 예를 나타내고 있다. 그림 1(a)는 목적 이미지 피라미드를 보여준다. 목적 이미지를 기준으로 히스토그램 특정화를 수행하게 된다. 그림 1(b)는 변경된 소스 이미지를 나타낸다. 조명의 변화와 같은 다양한 원인들이 히스토그램의 변화에 대한 몇 가지 이유가 된다. 이것은 이미지 프로세싱 분야에서 왜곡된 이미지를 가능한 원본 이미지에 가깝게 복원할때 중요한 문제 중 하나이다. 그림 1(c)는 히스토그램 특정화된 이미지 피라미드를 보여준다. 히스토그램을 특정화 후, 우리는 목적 이미지와 히스토그램 특정화된 이미지 사이의 실질적 차이를 거의 볼 수 없다.

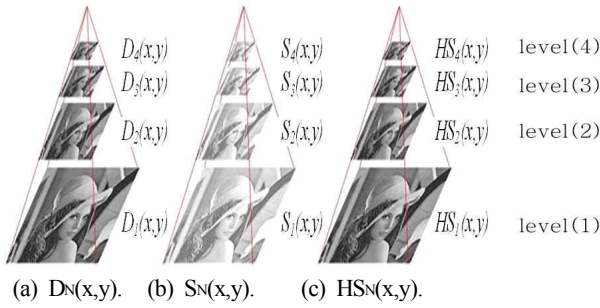


그림 1. 다중해상도 히스토그램 특정화의 구조.
Fig. 1. Structure of multiresolution histogram specification.

저해상도 이미지의 히스토그램을 특정화한 뒤 본래 해상도로 이미지를 복원시키는 과정에서 이미지의 다중해상도의 편차뿐 아니라 이미지의 각 레벨의 히스토그램과 제시된 방법에 의한 목적 이미지의 각 레벨의 불일치성을 보상함으로써 발생하는 이미지 품질 문제를 해결한다.

2. 제안하는 다해상도 히스토그램 특정화 알고리즘

우리가 제안하는 히스토그램 특정화 알고리즘을 블록도로 나타내면 다음과 같다.

그림 2의 블록도를 자세히 설명하면 다음과 같다.

1단계: 각 level에서의 목적 이미지 $D_N(x, y)$ 와 소스 이미지 $S_N(x, y)$ 로부터 기존의 히스토그램 특정화 방법을

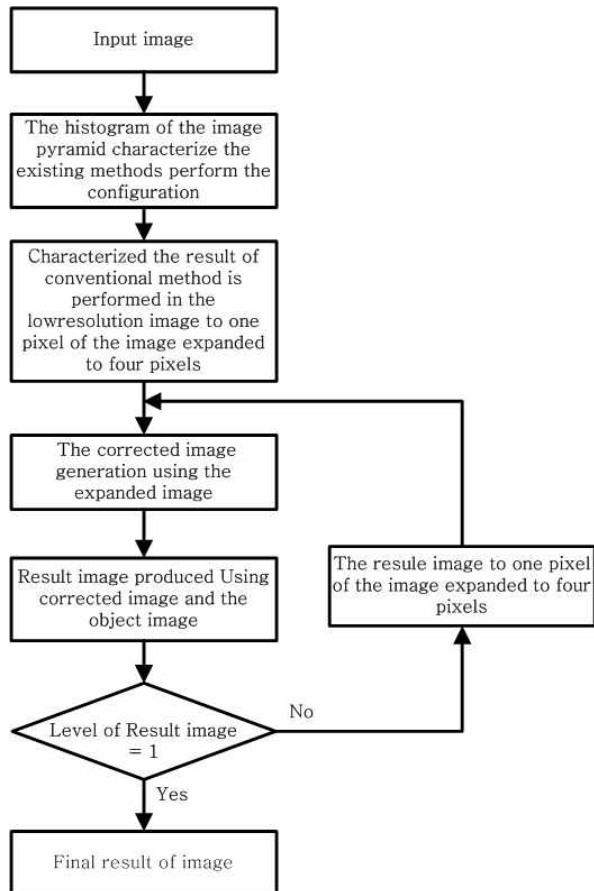


그림 2. 제안하는 알고리즘의 블록도.
Fig. 2. The block diagram of the proposed algorithm.

적용하여 $HS_1(x, y)$, $HS_2(x, y)$, $HS_3(x, y)$, $HS_4(x, y)$ 를 각각 얻는다.

2단계: level(4)의 저해상도 히스토그램 특정화 이미지 $HS_4(x, y)$ 를 식 (6)에 의해 한 픽셀을 4개의 픽셀로 확장시켜 level(3) 이미지 $EHS_3(x, y)$ 를 얻는다.

$$\begin{aligned} HS_4(x, y) &= EHS_3(2x+1, 2y) \\ &= EHS_3(2x, 2y+1) \\ &= EHS_3(2x+1, 2y+1) \\ &= EHS_3(2x, 2y) \end{aligned} \quad (6)$$

3단계: 2단계에서 구한 $EHS_3(m, n)$ 과 1단계에서 미리 구한 $HS_3(m, n)$ 이 각각 다음 식 (7)의 $EMHS_N(m, n)$ 과 $MHS_N(m, n)$ 의 초기값으로 한다.

그리고 $N=3$ 으로 시작한다.

4단계: 보정된 이미지 $CHS_N(m, n)$ 을 식 (7)에 의해 구한다.

$$CHS_N(m, n) = EMHS_N(m, n) \left(\frac{MHS_N(m, n)}{\frac{1}{4} \sum_{i=m}^{m+1} \sum_{j=n}^{n+1} MHS_N(i, j)} \right) \quad (7)$$

다음으로 목적하는 이미지인 $D_N(x, y)$ 을 식 (8)을 이용하여 level(N)으로 만들어진 목적 이미지의 한 픽셀을 4개의 픽셀로 확장했다. 이때 N의 범위는 4에서 2까지 이고, $D_N(x, y)$ 와 $ED_{N-1}(x, y)$ 는 각각 목적 이미지와 확장된 목적 이미지를 나타낸다.

$$\begin{aligned} D_N(x, y) &= ED_{N-1}(2x+1, 2y) \\ &= ED_{N-1}(2x, 2y+1) \\ &= ED_{N-1}(2x+1, 2y+1) \\ &= ED_{N-1}(2x, 2y) \end{aligned} \quad (8)$$

다중해상도 히스토그램 특정화 이미지 $MHS_N(m, n)$ 은 $CHS_N(m, n)$ 에 $ED_N(m, n)$ 과의 편차를 더함으로써, 최종적인 결과 이미지는 식 (9)과 식 (10)에 의해 계산되고, N의 범위는 3에서 1까지이다.

$$MHS_N(m, n) = CHS_N(m, n) - \left(\frac{1}{4} \sum_{i=m}^{m+1} \sum_{j=n}^{n+1} CHS_N(i, j) - ED_N(m, n) \right) \quad (9)$$

$$\text{if, } \frac{1}{4} \sum_{i=m}^{m+1} \sum_{j=n}^{n+1} CHS_N(i, j) > ED_N(m, n)$$

$$MHS_N(m, n) = CHS_N(m, n) + \left(ED_N(m, n) - \frac{1}{4} \sum_{i=m}^{m+1} \sum_{j=n}^{n+1} CHS_N(i, j) \right) \quad (10)$$

$$\text{if, } \frac{1}{4} \sum_{i=m}^{m+1} \sum_{j=n}^{n+1} CHS_N(i, j) \leq ED_N(m, n)$$

여기에서 m의 범위는 0, 1, 2, ..., (WN-1) 이며, n의 범위는 0, 1, 2, ..., (HN-1) 이다.

5단계: 4단계에서 계산된 $MHS_N(m, n)$ 을 다음 식 (11)에 의해 확장시켜 $EMHS_{N-1}(m, n)$ 을 얻는다.

$$\begin{aligned}
 MHS_N(x, y) &= EMHS_{N-1}(2x+1, 2y) \\
 &= EMHS_{N-1}(2x, 2y+1) \\
 &= EMHS_{N-1}(2x+1, 2y+1) \\
 &= EMHS_{N-1}(2x, 2y)
 \end{aligned} \quad (11)$$

6단계: N을 N-1로 바꾸어 4단계로 돌아가 똑같이 수행한다. 이때 N-1 값을 체크하여 N-1=0 이 되면 여기서 이 과정을 종료하고, 이때의 $MHS_1(m, n)$ 이 최종적인 결과 이미지가 된다.

결국 위의 6단계 과정을 거쳐서 최종적으로 $MHS_1(m, n)$ 을 얻게 되고, 이것이 최종적인 결과 이미지이다.

3. 실험성능 측정을 위한 HDMC

제시된 알고리즘을 적용한 후의 성능차이를 비교 분석하기 위해, Euclidean distance [13]을 이용하여 히스토그램 차이 측정계수(HDMC)를 정의하였다. 다중해상도를 이용한 히스토그램 특정화 방법을 수행할 경우의 목적 이미지와 결과 이미지의 히스토그램의 차는 식 (12)에 의해 나타낸다.

$$HDMC = \sqrt{\sum_{i=0}^N \{d(g_i) - r(g_i)\}^2} \quad (12)$$

식 (12)의 $d(g_i)$ 와 $r(g_i)$ 는 각각 목적 이미지와 결과 이미지의 히스토그램을 나타내고, i 의 범위는 0부터 255까지이다. $d(g_i)$ 와 $r(g_i)$ 의 차이가 적다면 HDMC 값은 작을 것이다. 다시 말해서 작은 HDMC 값은 정확한 히스토그램 특정화를 뜻한다. 우리는 기존방법과 제시된 방법의 차이를 HDMC의 계산을 이용해 분석하였다.

IV. 실험 및 고찰

우리는 실험에서 레나, Elaine, X-ray, Pentagon 이미지를 사용하였다. 소스 이미지 히스토그램은 HS (히스토그램 특정화), POHS (Partially Overlapped 부 블록 히스토그램 특정화)[14]와 제안된 MHS를 이용하여 목적이미지 히스토그램을 수행하였다. 그리고 나서, 3가지 방법의 결과로 나타난 이미지는 제안된 알고리즘을 검증하기 위해 비교 분석하였다. 기존의 히스토그램 특정화(HS) 방법은 식 (2)과 식 (3)에 의해 만들어진 소스 이미지와 목적 이미지의 히스토그램 형태를 일률적으로 증가시킨 후 식 (4)에 의해 완성된다.

POHS 방법에서의 소스 이미지와 목적 이미지 사이의 히스토그램 특정화는 그림 3(a)에 도시된 32x32 픽셀 사이즈의 지역 부 블록 슬라이딩 윈도우에 의해 실행된다. 그후, 32x32 픽셀 사이즈의 슬라이딩 윈도우를 사용하는 지역부 블록 슬라이딩 윈도우에서 개시 좌표가 $\{0, 16\}$, $\{16, 0\}$ 과 $\{16, 16\}$ 으로 변경된 후 반복되고, 각각을 위해 부분적으로 중첩한다. 이 처리를 통하여, 히스토그램 특정화는 부분적으로 중첩된 블록에서 반복해서 수행될 수 있다. 그림 2(a), (b), (c), (d)의 누적된 블록의 픽셀 평균값이 POHS의 결과이다. 우리가 제안한 다중해상도를 이용한 히스토그램 특정화(MHS) 방법은 제안하는 특정화 알고리즘에 의해서 계산되며, 결과는 level(1)에서 구해지는 이미지를 최종적인 결과 이미지로 한다. 실험에 사용한 이미지는 256x256 화소 해상도를 사용되게 한다. 그림 4와 그림 5에 제시한 결과에

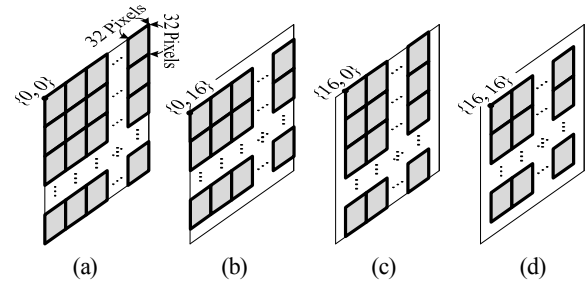


그림 3. POHS 계산 과정.

Fig. 3. The POHS process.

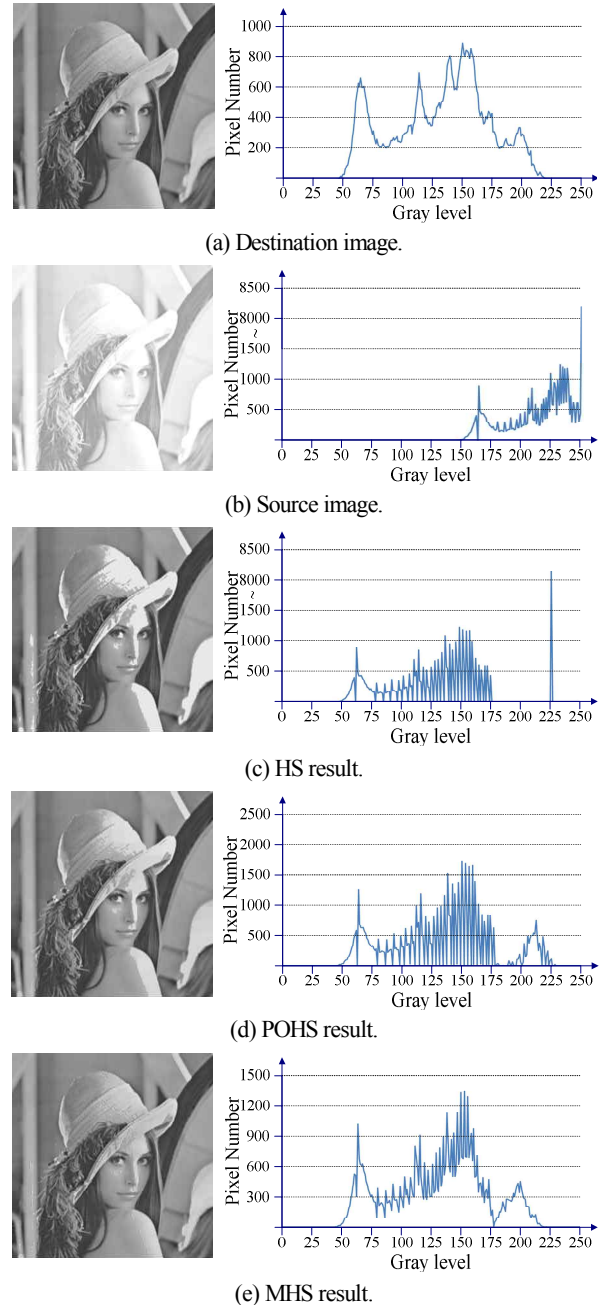


그림 4. 변환 함수 $y = x^{0.5} + 40$ 을 사용하여 Lena 영상 처리 결과.

Fig. 4. The Lena image experiment result using transform function $y = x^{0.5} + 40$.

따라 제안된 히스토그램 특화화 방식의 경우 우수하게 일치하는 결과를 볼 수 있다. 그러나 기존의 히스토그램 방법을 사용한 경우, 해상도 변경 이미지의 명암의 변화에 따라 부정확 히스토그램 매칭 결과를 보여준다. 그림 4의 소스 이미지는 Lena 목적 이미지로 $Y=X^{0.5}+40$ 변환 기능에 적용되는 이미지이다. 또한, 그림 5의 소스 이미지는 X-선 목적 이미지로 $Y=X^2-20$ 변환 기능에 적용되는 이미지이다. 실험에서 HDMC는 각각 HS, POHS 및 MHS의 경우 소스 이미지와 목적 이미지의 일치 정도를 파악하기 위해 계산된다. 식 (12)에 따라 우리는 HDMC값이 작을수록 목적 이미지 $D_N(x,y)$ 와 소스 이미지 $S_N(x,y)$ 가 더욱 유사하다는 것을 알 수 있다.

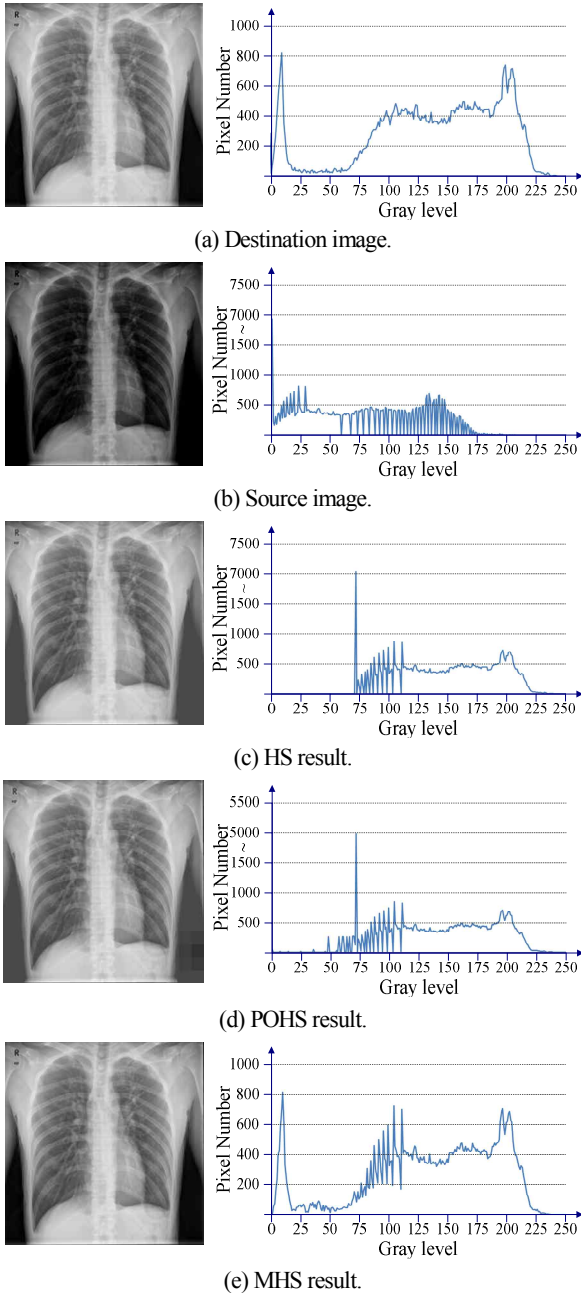


그림 5. 변환 함수 $y=x^2-20$ 을 사용하여 X-ray 영상 처리 결과.
Fig. 5. The X-ray image experiment result using transform function $y=x^2-20$.

실험 결과, 레나 이미지를 목적으로 할 때의 각각의 평균 HDMC는 HS가 "183.74", POHS가 "178.94", 제안한 MHS는 "97.64"를 나타내었으며, 엘레나 이미지를 목적으로 할때는 HS가 "186.53", POHS가 "179.32", 제안한 MHS는 "94.44"을 나타내었다. 또한 X-ray 이미지를 목적으로 할 때의 평균

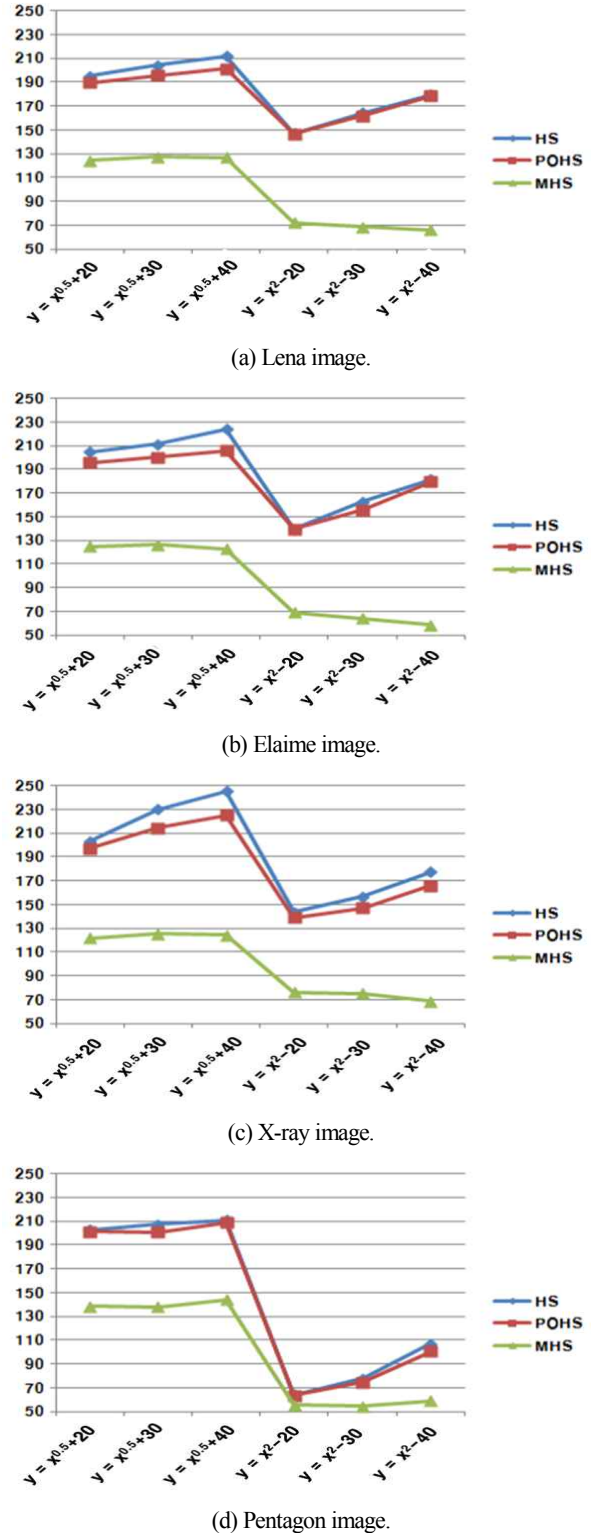


그림 6. HDMC 결과.
Fig. 6. The HDMC result.

HDMC는 HS가 "192.86", POHS가 "181.61", 제안한 MHS가 "97.97"을 나타내었으며, Pentagon 이미지를 목적으로 할 때는 HS가 "145.54", POHS가 "140.66", 제안한 MHS는 "98.35"을 나타내었다. 실험 결과 제안하는 방법이 소스이미지에 가장 가까운 HDMC값을 가진다.

위 결과와 같이 히스토그램 특정화가 제안된 알고리즘에 의해 처리되면 기존의 방법보다 더 높은 정확도를 가지는 것을 나타낸다.

V. 결론

본 논문에서는 기존 방법들의 문제점들을 다중해상도를 이용하여 해결하였다. 큰 해상도의 이미지를 이미지 피라미드로 만드는 과정에서 이미지의 해상도가 작아지면서 히스토그램의 평균값들로 이미지가 구성되게 되고 이러한 과정을 거치면서 명암도 누적합의 차이를 줄여 갈 수 있었다. 이렇게 줄여든 누적 합으로부터 차이를 보정하면서 최종적인 결과를 얻게 되는 것이다. 제안한 다중해상도를 이용한 개선된 히스토그램 특정화 방법은 입력이미지에 변화가 발생하더라도 히스토그램 특정화의 결과 이미지와 목적 이미지 사이의 명암도 누적합의 차이가 기존의 방법보다 줄어드는 것을 알 수 있다. 이는 우리가 목적으로 했던 변환이 비교적 정확하게 수행된 것을 나타낸다. 물론 목표로 했던 히스토그램과 완전히 일치하지는 않지만 기존의 방법들 보다는 그 오차를 많이 줄일 수 있었고 이는 히스토그램 변환의 결과가 만족스럽게 나온다는 것을 나타낸다. 추후에 웨이브릿 변환을 가진 주파수 영역의 히스토그램 특정화 방법의 적용을 통하여 보다 폭넓은 범위에서 제안한 방법을 이용하여 만족스러운 결과를 얻을 수 있도록 할 것이며, 이를 위한 다양한 연구를 진행할 것이다.

REFERENCES

- [1] L. Ping and Q. Linlin, "The method of improving accuracy of histogram equilibrium base on GML" *Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), 2011 International Conference on*, vol. 2, pp. 769-771, Mar. 2011.
- [2] C.-C. Sun, S.-J. Ruan, and T.-W. Pai, "Dynamic contrast enhancement based on histogram specification," *IEEE Trans. Consumer Elect.*, vol. 51, pp. 1300-1305, 2005.
- [3] C. Kurtz, N. Passat, P. Gancarski, and A. Puissant, "A histogram semantic-based distance for multiresolution image classification," *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference*, pp. 1157-1160, Oct. 2012.
- [4] J. Cui, J. Tang, and L. Jiang, "Efficient multi-resolution histogram matching for bag-of-features," *IEEE Trans Image and Graphics*, pp. 406-411, Aug. 2011.
- [5] S. Martin and H.-W. Shen, "Interactive transfer function design on large multiresolution volumes" *Large Data Analysis and Visualization*, pp. 19-22, Oct. 2012.
- [6] P. Liang, S.-F. Li, and J.-W. Qin, "Multi-resolution local

binary patterns for image classification" *Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, pp. 164-169, Jul. 2010.

- [7] J. Whang, "Introduction of digital image processing and vision," Kyou, 2009.
- [8] S.Bae, "Digital image processing using OOP technology," Miraecom, 2007.
- [9] W. Kim, "Image processing and pattern recognition study," Saengneung, 2009.
- [10] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing," Prentice Hall, 2002.
- [11] Y. Wan and D. Shi, "Joint exact histogram specification and image enhancement through the wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 16, no. 9, pp. 2245-2250, Sep. 2007.
- [12] M. Mignotte, "An energy-based model for the image edge-histogram specification problem," *IEEE Transection on Image Processing*, vol. 21, no. 1, pp. 379-386, Jan. 2012.
- [13] F.-D. Jou, K.-C. Fan, and Y.-L. Chang, "Efficient matching of large-size histograms," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 3, pp. 277-286, Feb. 2004.
- [14] J. Y. Kim, L. S. Kim, and S. H. Hwang, "An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 11, no. 4, pp. 475-484, Apr. 2001.



허경무

1979년 서울대학교 전자공학과 학사. 1981년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사. 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사. 1993년~현재 단국대학교 전자공학과 교수. 2005년 2월~2011년 6월 단국대 전자부품 검사 자동화 지역혁신센터(RIC) 소장. 2001년 1월~2012년 12월 대한전자공학회 시스템및제어 소사이어티 회장. 관심분야는 시스템제어, 머신비전, 검사자동화, 로봇제어, 학습제어.