

# 비선형 히스토그램 평활화 함수에 의한 의료영상의 화질개선 Quality Enhancement of Medical Images by Using Nonlinear Histogram Equalization Function

조용현<sup>1\*</sup>  
Yong-Hyun Cho<sup>1\*</sup>

## <Abstract>

This paper presents a histogram equalization based on the nonlinear transformation function for enhancing the quality of medical images. The nonlinear transformation function is applied to adaptively equalize the brightness of the image according to its intensity level frequency. The logistic function is used as a nonlinear transformation function, which is calculated by only using the intensity level with maximum frequency and the maximum intensity level in an histogram, and the total number of pixels. The proposed method has been applied for equalizing 8 medical images with a different resolution and histogram distribution. The experimental results show that the proposed method has the superior enhancement performances compared with the conventional histogram equalization. And the proposed histogram equalization can be used in various multimedia systems in real-time.

**Keywords :** *Medical image, Histogram equalization, Logistic function, Quality enhancement*

## 1. 서 론

CT, MRI, 초음파, Xray 등을 이용하여 획득된 의료영상의 화질은 의료진의 인지와 진단에 큰 영향을 미친다. 이러한 의료영상의 화질을 개선하기 위한 접근법에는 영상의 픽셀(pixel)을 직접 조작하는 공간영역에 기반을 둔 방법과 푸리에(Fourier) 변환에 근간을 둔 주파수 영역에 기반을 둔 방법이 있다<sup>1,2)</sup>. 전자의 방법에는 명암도 변환함수 이용법, 히스토그램 처리법, 산술논리연산 이용법, 공간 필터를 이용법 등이 있으며, 후자의 방법에는 푸리에 변환법, 저역

통과 필터링법, 고역통과 필터링법, 준동화(homomorphic) 필터링법 등이 있다. 일반적으로 계산의 간단함과 구현의 용이함을 가지는 히스토그램 처리법이 실시간 영상처리에 널리 이용되고 있으며, 여기에는 명암대비 스트레칭(contrast stretching)과 히스토그램 평활화(histogram equalization)이 있다<sup>1-3)</sup>.

히스토그램 처리법에서 이용되는 히스토그램은 가장 일반적인 영상의 표현도구로 영상 내 명암도(intensity level)의 발생빈도수를 나타낸 것이다. 이는 명암도 분포를 보여주며, 입력되는 영상의 밝기 및 명암대비 등에 대한 정보를

<sup>1</sup>교신저자, 정회원, 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신, 교수, 工博, E-mail : yhcho@cu.ac.kr

<sup>1</sup>Corresponding Author, Prof, Catholic University of Daegu Computer Information Communications Engineering

나타낸다<sup>1~7)</sup>. 히스토그램을 이용하는 명암대비 스트레칭은 영상에서 최소 명암도와 최대 명암도의 비율을 이용하여 히스토그램을 표현 가능한 최소 명암도와 최대 명암도로 펼치는 방법이다. 하지만 명암대비 스트레칭은 낮은 명암대비를 가지는 영상과 히스토그램의 분포가 가우시안(Gaussian)이거나 그와 유사한 분포의 영상에 적합하다<sup>1)</sup>.

한편 히스토그램 평활화는 히스토그램의 누적분포에 바탕을 둔 변환함수로 명암도의 동적영역을 재조정함으로써 영상의 화질을 개선하는 기법이다<sup>1~7)</sup>. 여기서 변환함수는 누적분포함수(cumulative density function : cdf)를 사용하며, 동적영역의 증감정도는 영상에서 명암도의 발생빈도수에 비례한다. 결국 히스토그램 평활화는 원 영상이 가지는 히스토그램의 형태는 왜곡시키지 않고 전체적으로 분포만을 균등하게 한다.

하지만 이러한 기존의 히스토그램 평활화는 원 영상 내에서 특정 명암도들의 발생빈도가 매우 많거나 작을 경우 그것으로부터 계산된 변환함수에 의해 오히려 화질이 떨어지는 결과 영상을 얻을 수도 있다<sup>7)</sup>. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 제안된 기법들을 살펴보면, 원 영상의 명암도를 유지하기 위해 원 영상을 부분 영상으로 분할하여 평활화를 수행하는 기법과 명암도의 지나친 변화를 억제하기 위해 히스토그램을 제한하여 얻어지는 변환함수로 평활화를 수행하는 기법으로 나눌 수 있다<sup>4~7)</sup>. 제시된 기법들은 대칭적인 명암도 분포나 어느 영역에 집중된 명암도 분포를 가지는 특정 영상들에서만 우수한 개선성능을 가진다. 하지만 영상의 세밀한 부분의 향상이나 평활화에 걸리는 시간 등에서 화질 개선정도의 한계가 있어 다양한 종류의 멀티미디어 영상처리에는 제약이 있다. 따라서 다양한 히스토그램 분포를 가지는 일반적인 영상에서도 우수한 화질개선 성능을 가지면서도 평활화에 소요되는 계산부하의 감소를 위한 대안 제시가 절실하게 요구된다.

본 논문에서는 의료영상의 화질을 개선하기 위해 비선형의 변환함수를 이용한 히스토그램 평활화를 제안한다. 여기서 비선형의 변환함수

는 명암도 발생빈도수에 따라 의료영상의 밝기를 적응적으로 조정하기 위함이다. 또한 비선형의 변환함수로 의료영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 및 최대 명암도와 전체 픽셀수만에 의해 계산되는 로지스틱(logistic) 함수[8]를 이용한다. 제안된 기법을 CT, MRI, US, Xray 각각 2개씩 전체 8개의 다양한 크기의 해상도와 히스토그램 분포를 가지는 의료영상<sup>9)</sup>을 대상으로 실험하고, 그 결과들을 기존의 히스토그램 평활화와 비교·고찰하였다.

## 2. 기존의 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 히스토그램을 이용하여 얻어지는 변환함수로부터 화질을 개선하는 기법이다[1-7]. 이때 변환함수로 cdf를 사용하기 때문에 변환 후 평탄한 분포를 가지는 히스토그램이 생성되며, 이에 따라 영상의 전체 명암도 개수는 동일하다. 여기서는 히스토그램 평활화 과정에 대해서 알아보자.

픽셀의 2차원 좌표  $(i, j)$ 에서  $L$ 개의 명암도  $\{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$ 로 구성된 원 영상  $X = \{X_k(i, j)\}$ 에 대한 히스토그램은 확률밀도함수(probability density function : pdf)  $p(X_k)$ 로 정의되며 식 (1)과 같다.

$$p(X_k) = n_k/n, \text{ for } k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

여기서  $n$ 과  $n_k$ 는 각각 원 영상  $X$ 의 전체 픽셀수와 명암도  $X_k$ 의 픽셀수이며, pdf  $p(X_k)$ 는 명암도  $X_k$ 의 발생빈도수를 나타내는 히스토그램이다. 히스토그램은 픽셀들에 의한 영상내의 명암분포를 나타냄으로써 영상의 특징들을 가지게 된다. 한편 식 (1)의 pdf에 기반을 둔 누적분포함수  $c(X)$ 는 다음의 식 (2)와 같이 정의된다.

$$c(X) = \sum_{i=0}^k p(X_i), \text{ for } k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (2)$$

여기서 정규화에 따라  $c(X_{L-1}) = 1$ 이다. 따라서

히스토그램 평활화는 원 영상의 변환함수  $f(X_k)$ 로 cdf  $c(X)$ 를 이용하여 균일분포의 히스토그램을 가지는 영상으로 사상하는 것이다. 이때 사상을 위한 변환함수  $f(X_k)$ 와 사상된 변환 영상  $Y$ 는 다음의 식 (3)과 같다.

$$f(X_k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0) \cdot c(X)$$

$$Y = f(X(i,j)) \quad \forall X(i,j) \in X \quad (3)$$

한편 Fig. 1은 히스토그램 평활화를 위한 변환함수의 예를 나타낸 것이다[3]. 여기서  $p(Y)dY = p(X)dX$ 는 평활화된 후에도 영상의 픽셀수가 변하지 않음을 의미한다.

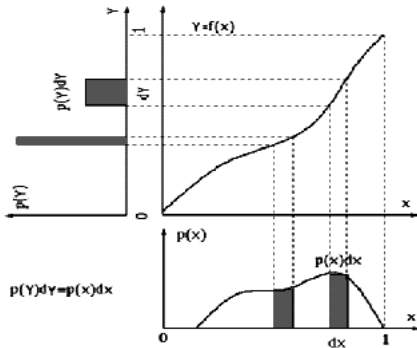


Fig. 1. Transformation function of conventional histogram equalization.

Fig. 1에서 보면 각 명암도  $X$ 에 대한 변환함수  $f(X)$ 는 발생빈도가 높은 명암도 영역에서는 가파른 기울기를 가지며, 그렇지 않은 영역에서는 완만한 기울기를 가진다. 결국 원 영상에서 발생빈도가 높아서 변환함수의 기울기가 1보다 큰 명암도 영역은 좀 더 큰 명암도로 확산되어 대비가 증가되고, 기울기가 1보다 작은 영역은 좀 더 작은 명암도로 축소되어 대비가 감소된다.

히스토그램 평활화는 전체 영상의 명암도에 기반을 둔 변환함수를 이용한다는 관점에서 전역처리 기법이다. 따라서 원 영상 내에서 특정한 명암도들의 발생빈도가 매우 높거나 낮을 경우 그것으로부터 계산된 변환함수에 의해 화질이 오히려 떨어지는 영상을 얻을 수도 있다. 또한 원 영상의 평균 명암도가 크든 작든 간에 평활화된 변환영상의 평균 명암도는 항상 중간

명암도를 가지며, 원 영상의 중간 명암도와 평균 명암도 간의 차이가 클수록 평활화에 의한 변환영상의 밝기는 과도하게 변한다.

### 3. 제안된 히스토그램 평활화

전술한 히스토그램 평활화는 수행과정이 간단하여 지금까지는 널리 이용되고 있으나 대상 영상에 따라서는 화질이 오히려 떨어지는 제약이 있다. 이를 극복하기 위한 기법들이 지금까지 제안되었으나 계산부하의 증가와 화질개선 조정계수의 최적설정 등 많은 제약들을 가지고 있다. 본 논문에서는 평활화를 위한 계산부하와 계수의 최적설정과 같은 제약을 해결하면서도 우수한 화질개선 성능을 가지는 로지스틱 함수에 기반을 둔 히스토그램 평활화를 새로이 제안한다.

로지스틱 함수는 식물의 성장과 씨앗의 발아 분야를 비롯하여 제한된 자원을 가진 환경 하에서의 인구증가, 총 판매량이 제한된 곳에서의 상품판매, 투약에 대한 환자의 반응 등의 모델링에 적용되고 있다<sup>8)</sup>. 특히 이러한 성장을 모델화한 집합  $w$ 에 대한 로지스틱 함수의 일반적인 형식은 다음의 식 (4)와 같다<sup>8)</sup>.

$$w = w_{\max} / [1 + ve^{-k(t-t_m)}]^{(1/v)} \quad (4)$$

여기서  $w_{\max}$ ,  $k$ ,  $t$ ,  $t_m$ ,  $v$ 는 각각 집합  $w$ 의 최대값, 성장함수의 곡률조정 계수, 변수, 성장률이 최대일 때의 변수, 곡선의 편향조정 계수이다. 식 (4)는 지수함수의 성장특성을 가지나 집합  $w$  값의 성장상한이 있으며, 비대칭의 성장함수를 가지는 로지스틱 함수이다<sup>8)</sup>. 특히 식 (4)에서  $v = 1$ 이면 대칭 성장함수를 가지는 로지스틱 함수이다. 하지만 식 (4)가 대칭 및 비대칭 함수로 정의되기 위해서는 곡률설정 계수  $k$ 만이나 또는 편향조정 계수  $v$ 를 포함한 두 계수 각각의 최적값을 경험적으로 설정하는 것과 지수함수 계산에 의한 부하가 증가하는 제약이 있다.

따라서 전술한 제약들을 해결하기 위해 중단

에서는 영(zero)값을 가지며, 단봉 종 모양 곡선을 가지는 성장함수  $g$ 를 새로이 정의한다[8]. 즉, 정의된 성장함수  $g$ 는 2개의 고정된 종단점을 가지는 비대칭 단봉곡선의 확률밀도함수이다. 이러한 성장함수  $g$ 을 모델화한 로지스틱 함수  $w$ 에 대한 형식은 다음의 식 (5)와 같이 정의된다.

$$w = w_{\max} \left( 1 + \frac{t_e - t}{denom} \right) \left( \frac{t}{t_e} \right)^{\frac{t_e}{denom}}, \text{ where } denom = t_e - t_m \quad (5)$$

여기서  $t_e$ ,  $c_m$ ,  $t_m$ 은 각각 변수  $t$ 의 종료 종단점, 성장함수의 최대성장률, 최대성장률일 때의 변수이다. 특히 식 (5)는 2개의 고정된 종단점 중 하나인 시작 종단점에서의 값을 영으로 가정한 것이다. 또한  $w_{\max}$ 는 집합  $w$ 의 최대값으로 이는 변수  $t$ 가 종료 종단점  $t_e$ 에 도달될 때 값이다. 다음의 Fig. 2는 식 (5)의 로지스틱 함수  $w$ 와 성장함수  $g$ 와의 관계를 변수  $t$ 에 대해서 도시한 것이다. Fig. 2에서 보면 성장초기 단계인  $t=0$ 에서는  $w=0$ 이고, 성장종료 단계인  $t=t_e$ 에서는  $w=w_{\max}$ 가 된다. 그러므로 변수  $t$ 가  $0 \leq t \leq t_e$ 에서만 성장함수는 적용되며,  $t < 0$ 이거나  $t > t_e$ 에서는  $w=0$ 이나  $w=w_{\max}$ 의 값을 가진다.

식 (5)에서 정의된 집합  $w$ 에 대한 로지스틱 함수를 의료영상의 히스토그램 평활화를 위한 변환함수로 이용할 수 있다. 즉 변수  $t$ 를 영상의 명암도  $X$ 로 로지스틱 함수 집합  $w$ 를 변환함수  $f(X)$ 로 대치한다. 특히 Fig. 2에서 성장함수  $g$ 의 최대값  $c_m$ 은 히스토그램에서 명암도의 최대 발생빈도수 *highest*, 종료 종단점  $t_e$ 는 최대 명암도  $L$ ,  $c_m$ 일 때의 변수  $t_m$ 은 최대 발생빈도수를 가지는 명암도  $\max\_level$ 로 각각 대치한다. 또한 기존 평활화에서 누적분포함수  $c(X)$ 의 초기값이 영이므로 변환함수  $f(X)$ 의 초기값도 영이고, 종료값은  $L-1$ 을 가진다. 식 (5)의 로지스틱 함수에서  $t=0$ 일 때 초기값  $w_{\min}=0$ 이고,  $t=t_e$ 일 때 최종값  $w_{\max}=n$ 의 전체 픽셀수로 설정하면 기존의 히스토그램 평활화와 동일하게 된다.

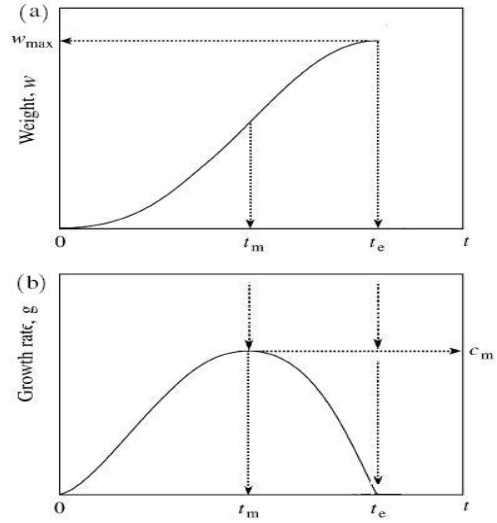


Fig. 2. Proposed logistic function  $w$ (a) and growth function  $g$ (b).

하지만 실제 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도  $\max\_level$ 과 최대 명암도  $L$ 이 동일할 경우, 즉  $t_m = t_e$ 이면 식 (5)에서 괄호 내 분수항과 지수항의 분모  $denom = t_e - t_m = 0$ 이 되어 계산이 성립되지 않는다. 이를 해결하기 위해  $denom$ 을 다음의 식 (6)과 같이 조정한다.

$$denom = \begin{cases} \lceil L + \max\_level \rceil, & \text{if } ((mean < \max\_level) \text{ and } (dif\_level > (L/2))) \\ \lceil ((L + \max\_level)/2.0) \rceil, & \text{if } ((mean < \max\_level) \text{ and } (dif\_level \leq (L/2))) \\ \lceil L - \max\_level \rceil, & \text{if } ((mean \geq \max\_level) \text{ and } (dif\_level > (L/2))) \\ \lceil ((L - \max\_level)/2.0) \rceil, & \text{if } ((mean \geq \max\_level) \text{ and } (dif\_level \leq (L/2))) \end{cases} \quad (6)$$

where,  $dif\_level = \lceil abs(\max\_level - mean) \rceil$

여기서  $\lceil \cdot \rceil$ 는 바로 위의 소수점의 바로 위 정수를 나타내는 기호이다. 이는 원 영상에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 최대 명암도의 근접정도에 따라 로지스틱 함수의 기울기를 조정하여 비선형의 변환특성을 잘 반영시키기 위함이다. 또한 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 평균 명암도 사이 차의 절대값에 따라 로지스틱 함수에 의해 변환된 결과영상의 명암도 구별을 조정하기 위함이다.

결국 식 (5)와 식 (6)에 의해 제안된 로지스틱 함수를 이용한 히스토그램 평활화는 전장에서 서술한 것처럼 비선형 변환함수에 의한 평

활화로 명암도 발생빈도수의 크기에 따라 명암도의 변화정도를 서로 다르게 사상시킬 수 있다. 또한 식 (4)와 같은 일반적인 로지스틱 함수의 구현에서 계수들의 최적값을 경험적으로 설정하여야 하는 제약도 해결할 수 있으며, 지수함수의 계산에 따른 부하도 줄일 수 있다.

#### 4. 실험 및 결과분석

의료영상의 화질 개선에 제안된 비선형의 변환함수를 이용한 히스토그램 평활화를 적용하여 실험하였다. 일반적으로 의료영상의 화질 개선의 정도를 나타낼 수 있는 정량적인 척도가 없으며 주로 주관적인 판단에 근거함으로써 크기와 히스토그램 분포가 다른 8개의 의료영상을 대상으로 하였다. 실험에 이용된 의료영상들은 CT, MRI, US, Xray 영상들로 인터넷을 통해 획득된 8비트의 회색색(gray) 영상들이다[9]. 실험은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 7.1로 구현하였다.

Fig. 3은 330×390의 CT-urogram 의료영상을 대상으로 기존의 히스토그램 평활화(conventional histogram equalization : CHE)와 제안된 히스토그램 평활화(proposed histogram equalization : PHE)를 각각 적용한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 나타낸 것이다. 여기서 먼저 Fig. 3(a) 원 영상에 대한 히스토그램은 Fig. 3(d)처럼 0에서 255까지 전 구간에 걸쳐 명암도 분포를 가지며, 최대 발생빈도수 *highest* = 9572 이고, 이때 명암도 *max\_level* = 65, 평균 명암도 *mean* = 113.8이다.

원 영상의 히스토그램 Fig. 3(d)를 기반으로 하는 누적히스토그램은 Fig. 3(g)와 같다. Fig. 3(g)의 원 영상의 누적히스토그램을 변환함수로 하는 CHE를 수행한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램은 각각 Fig. 3(b), (e), (h)와 같다. 먼저 Fig. 3(b)로부터 평활화 후 결과영상의 화질이 오히려 떨어졌음을 알 수 있다. 이는 Fig. 3(d)에서 보는 것처럼 원 영상에서 특정한 명암도의 발생빈도가 매우 높기 때문이다.

또한 Fig. 3(e)와 3(h)에서 각각 평활화된 영상의 명암도는 더욱 넓게 분포되며, 누적히스토

그램에 의한 변환함수는 선형특성을 가져 명암도 발생빈도수의 크기에 따른 명암도의 변화정도는 항상 일정하게 제공됨을 알 수 있다. 한편 Fig. 3(c), (f), (i)는 각각 제안된 PHE에 의한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 나타낸 것이다. Fig. 3(c)의 경우 원 영상이나 CHE의 영상에 비해 화질이 개선되었음을 알 수 있다. 특히 결과영상의 히스토그램을 보면 다른 히스토그램에 비해 균일한 명암도 분포를 가지며, 누적히스토그램 또한 비선형의 분포를 가짐을 알 수 있다.

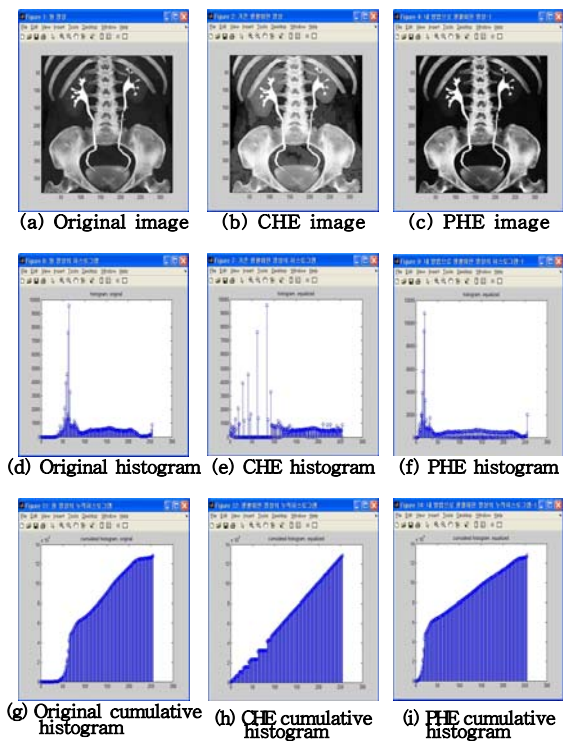


Fig. 3. Histogram equalization results of CT-urogram medical image.

한편 원 영상, CHE, PHE의 결과영상 각각의 평균 명암도는 113.8, 129.5, 85.6이다. 이를 이용한 원 영상을 기준으로 절대 평균명암도 오차(Absolute mean intensity error : AMIE)를 각각 계산하면 15.7과 28.2로 CHE가 작은 값을 가져 원 영상의 평균밝기를 잘 보존한다. 하지만 Fig. 3(b)와 Fig. 3(c)를 비교하면, CHE가 PHE보다 오히려 화질이 떨어짐을 알 수 있다. 이는 인간시각 측면에서 원 영상의 밝기가 최대로 보존된다고 하여 반드시 좋은 화질의 영

상이라고 볼 수 없다는 것이다. 즉, 인간시각이 판단하는 명암도는 단순히 절대적인 명암도인 밝기의 세기에 의존하지 않는다는 Weber의 법칙에 의한 것이다<sup>7)</sup>. 따라서 CT-urogram 의료영상을 대상으로 한 실험에서 제안된 PHE는 CHE나 원 영상보다 개선된 화질을 얻을 수 있어 우수한 히스토그램 평활화 속성이 있음을 알 수 있다.

한편 Fig. 4부터 Fig. 10까지는 화질개선의 정도에 대한 정량적 척도 부재에 따라 7개의 해상도를 가지는 회색색 의료영상들을 대상으로 실험한 결과들이다. 특히 1개의 CT 영상을 비롯하여 MRI, US, Xray 각각 2개씩의 영상을 대상으로 CHE와 PHE의 평활화 기법을 적용했을 때이다. 먼저 Fig. 4(b)와 (c)의 CHE와 PHE에 의한 결과영상들은 각각 Fig. 4(a)의 원 영상보다 화질이 개선됨을 알 수 있다. 이는 누적 분포함수나 로지스틱 함수의 변환함수에 의한 평활화가 의료영상의 명암대비를 더욱 더 개선시키기 때문이다.

그러나 Fig. 5(b)의 CHE 결과영상은 Fig. 5(a)의 원 영상보다 화질이 떨어지고, Fig. 5(c)의 PHE 결과영상은 화질이 개선됨을 볼 수 있다. 이는 원 영상에서 특정한 명암도의 발생빈도수가 매우 높기 때문으로 CHE의 속성이 그대로 반영되었기 때문이다. 하지만 PHE의 경우는 전체적으로 균일한 명암도 분포를 가져 화질이 개선됨을 볼 수 있다. 특히 CHE 결과영상의 경우, 히스토그램 분포가 지나치게 우측으로 치우쳐 명암대비가 감소한 밝은 영상이다.

또한 Fig. 5의 평균 명암도를 살펴보면, 원 영상은 121.7, CHE 결과영상은 157.3, PHE 결과영상은 132.5의 값을 각각 가져 PHE는 CHE보다 AMIE가 작음을 알 수 있다. 한편 Fig. 6(b)에서 10(b)까지의 CHE 결과영상들을 살펴보면, 원 영상보다 모두 밝은 명암도를 가지는 떨어진 화질의 영상들이다. 이는 원 영상의 특정 명암도의 발생빈도수가 매우 높거나 명암도 분포가 이미 균일하기 때문이다.

그러나 Fig. 6(c)에서 10(c)까지의 PHE 결과영상들에서는 모두 원 영상이나 CHE의 결과영상들보다 상대적으로 우수한 화질을 가진다. 이

는 PHE가 비선형의 변환함수에 기반을 둔 평활화를 수행하기 때문이다.

여기서 AMIE는 PHE가 CHE보다 모두 작은 값을 가져 제안된 PHE가 CHE보다 원 영상의 밝기정보를 더욱 잘 보존함을 알 수 있다. 따라서 PHE는 의료영상의 화질을 개선하는 우수한 히스토그램 평활화 기법임을 알 수 있다.

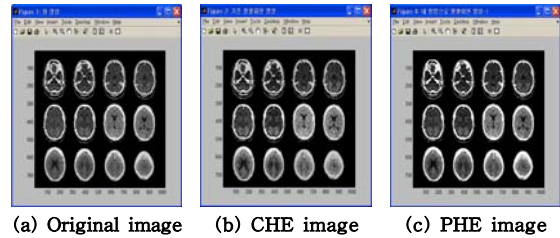


Fig. 4. Histogram equalization results of 1024×768 pixels CT-brain medical image.

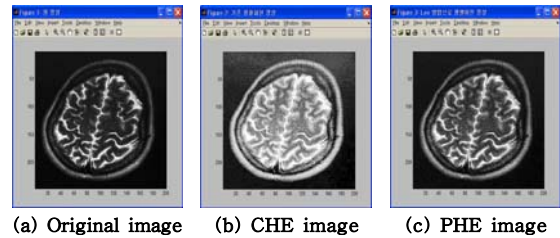


Fig. 5. Histogram equalization results of 200×247 pixels MRI-brain medical image.

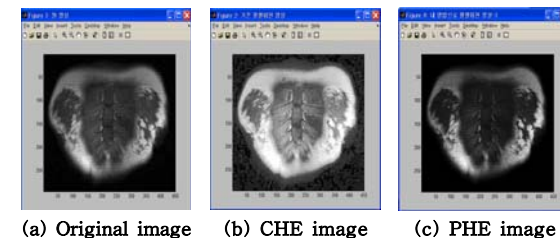


Fig. 6. Histogram equalization results of 450×295 pixels MRI-chest-stern medical image.

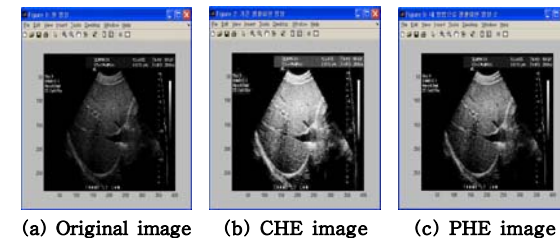


Fig. 7. Histogram equalization results of 400×286 pixels US-liver medical image.

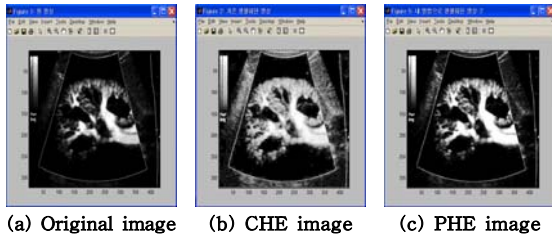


Fig. 8. Histogram equalization results of 430×323 pixels US-kidney medical image.

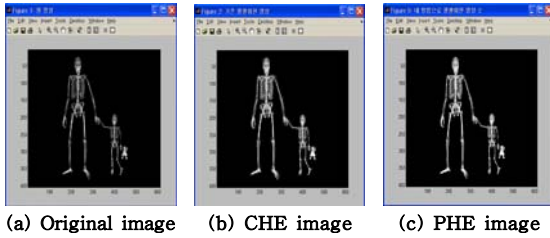


Fig. 9. Histogram equalization results of 611×404 pixels Xray-parent medical image.

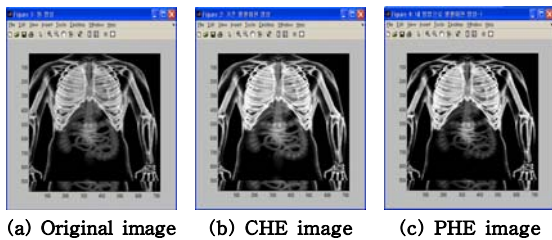


Fig. 10. Histogram equalization results of 718×968 pixels Xray-chest medical image.

Table 1은 CHE와 PHE에 의한 의료영상의 평활화에 소요된 CPU 시간을 각각 나타낸 것이다. Table 1에서 8가지 해상도 전체에 대한 평균처리시간을 보면 CHE가 PHE보다 약 1.1배 정도 빠른 처리속도를 가진다. 이는 CHE와 PHE에서 각각 누적분포함수와 로지스틱 함수에 의한 변환함수 계산시간이 요구되지만, PHE에서는 추가적으로 로지스틱 함수의 분모 *denom*의 계산이 요구되어 CHE보다 더 오랜 시간이 걸리기 때문이다.

한편 초당 30프레임을 처리하는 멀티미디어 시스템에서 AMHE 방법을 사용할 때 실시간으로 동작 가능한 최대 해상도는 640 × 480으로, 기존의 CHE에서 실시간으로 처리할 수 있는 최대 해상도와 동일하다고 알려져 있다<sup>7)</sup>. 이때 CHE는 AMHE보다 약 1.51배 정도 빠른 속도를 가진다<sup>7)</sup>.

Table 1에서 611×404의 해상도를 기준으로 CHE는 PHE보다 약 1.05배 정도 빠르며, 이로부터 PHE는 AMHE보다 상대적으로 약 1.44배 정도 빠른 평활화 속도가 있음을 추측할 수 있다. 따라서 PHE는 AMHE처럼 빠른 평활화 속도를 가져 실시간 의료영상처리 기법으로도 충분히 이용될 수 있음을 알 수 있다.

Table 1. Equalization time by changing resolution of images

해상도 \ 평활화기법	200* 247	400* 286	330* 390	430* 323	450* 295	611* 404	718* 968	1024* 768
CHE	0.20	0.41	0.47	0.48	0.50	0.77	2.34	2.55
PHE	0.22	0.42	0.50	0.55	0.58	0.81	2.42	2.69

이상의 Fig. 4에서 10까지와 Table 1의 실험 결과들을 통해 제안된 로지스틱 함수의 변환함수 기반 PHE는 명암대비가 낮은 의료영상의 화질을 개선시킬 뿐만 아니라 실시간 평활화 가능한 처리속도도 있음을 확인하였다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 의료영상의 화질을 개선하기 위해 로지스틱 비선형의 변환함수를 이용한 히스토그램 평활화를 제안하였다. 여기서 비선형의 변환함수는 명암도 발생빈도수에 따라 의료영상의 밝기를 적응적으로 조정하기 위함이다. 또한 로지스틱 함수는 의료영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 및 최대 명암도와 전체 픽셀수에 의해서만 계산된다.

제안된 기법을 CT, MRI, US, X-ray 각각 2개씩 전체 8개의 다양한 크기의 해상도와 히스토그램 분포를 가지는 의료영상을 대상으로 실험한 결과, 우수한 영상의 화질개선뿐만 아니라 실시간 평활화 가능한 처리속도도 있음을 확인하였다.

향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모의 문제와 다양한 분야에의 응용에 대한 연구가 계속 진행되어야 할 것이다.

## 참 고 문 헌

- 1) 하영호, 남재열, 이용주, 이철희 공역, *디지털 영상처리*, 도서출판그린, (2003)
  - 2) 조용현, *디지털 영상처리 실무*, 도서인터비전, 전, (2005)
  - 3) [http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/contrast\\_transform/node3.html](http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/contrast_transform/node3.html)
  - 4) Y. T. Kim, *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 43, 1, 1, (1997)
  - 5) S. Chen and A. R. Ramli, *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 49, 4, 1310, (2003)
  - 6) S. J. Yang, J. H. Oh, and Y. J. Park, *International Conference on Image Processing*, pp. 881-884, (2003)
  - 7) 이종명, 김형준, 이진언, 오상근, 김희율, “히스토그램의 적응적 변형을 이용한 화질개선 방법,” 한국정보과학회 제 18회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 45-50, (2006)
  - 8) X. Yin, J. Goudriaan, E. A. Latanga, J. Vos, and H. J. Spiertz, *Annals of Bont any*, 91, 361, (2003)
  - 9) <http://www.radiologyinfo.org/en/photocat/gallery1.cfm>
- 
- (접수:2009.09.25, 수정:2009.11.20, 게재 확정:2010.01.22)