

---

# 최적화된 적응적 컨트라스트 기법을 이용한 의료영상의 증진

신충호\* · 정채영\*\*

The enhancement of medical image using optimized adaptive contrast method

Choong-Ho Shin\* · Chai-Yeoung Jung\*\*

## 요 약

영상처리의 목적은 관측자를 위해서 영상의 시각적인 일면을 증진하는 것이다. 영상증진의 목적은 특정 응용분야에 따라서 달라지며, 또한 특정 목적을 위해서 사용되는 영상 증진 기법들은 다른 응용분야에는 적용되지 못하는 실정이다. 본 논문에서는 먼저 히스토그램 쉬링크 및 평활화, 보수적인 적응적 컨트라스트 증진 필터등에 대해서 살펴 보고저 한다. 그리고 적응적인 컨트라스트 증진 필터 기법을 의료영상에 맞게 구성하는 변수들의 적용값을 최적화했으며, 후 처리로 히스토그램 평활화 기법을 사용했다. 결과적으로 입력치인 의료영상들을 사용하여 적용한 결과 제안한 필터를 적용한 결과치 영상들의 에지가 강조됨을 보였고, 또한 후처리로 인해서 영상외형의 컨트라스트를 향상시켰다.

## Abstract

The goal of image processing is to improve the perceptual aspect and visual appearance of images for human viewers. The objectives of image enhancement vary according to its specific application and an image enhancement techniques used for a specific objective may not be accepted in some other applications. In this paper we review some of conventional enhancement techniques, such as histogram shrink, equalization, and the conservative adaptive contrast enhancement filter. And also, The adaptive contrast enhancement filter has optimized the applied values of variables which is configured rightly the medical image field. In the postprocessing, we used the histogram equalization method. As a result, the inputs which used a medical images has enhanced the edges of a result images which has applied the proposed filter. And also, because of the postprocessing, the image outlines has been lightened.

## 키워드

히스토그램 쉬링크, 히스토그램 평활화, 적응적 컨트라스트 증진 필터

## Key word

Histogram shrink, Histogram equalization, Adaptive contrast enhancement filter

---

\* 정회원 : 조선대학교 (제1저자)  
\*\* 정회원 : 조선대학교 (교신저자, cyjung@chosun.ac.kr)

접수일자 : 2011. 03. 02  
심사완료일자 : 2011. 05. 06

## I. 서 론

영상처리는 TV의 특수효과, 자동판매기의 지폐판독, 우편번호의 자동식별등 우리생활에 깊숙이 관여하고 있으며, 병원에서는 PACS시스템이 구축되어 각 임상과 진료과정에 따라 구별된 영상을 제공하고, CT로 촬영된 영상을 조합해 입체영상으로 구현하는 3D서비스와 인터넷 기반의 의용 영상정보를 공유할 수 있고, 공동 원격진료가 가능하게 되었다[1].

컴퓨터 기술에서 최근 괄목할만한 발전은 영상처리의 복잡성으로 인해 과거에는 불가능했던 처리 분야에서 영상처리 분석 도구의 개발로 처리가 가능한 분야로 변화되었다.

입력영상의 히스토그램 분포가 일부 치우쳐 있는 경우, 즉, 밝은 쪽이나 어두운 쪽에 치우쳐 있다든지, 어느 농도치 부근에 모여 있는 경우는 반드시 좋은 환경으로 영상이 입력되었다고 할 수 없다. 이런 영상은 시각적으로 인식하기 어려우며, 이에 영상처리 분석 도구로 적절한 처리를 해주어서 관측자가 이를 쉽게 인식할 수 있게 되었다[2].

이러한 영상에 대한 분석은 여러 가지 방면에서 접근할 수 있겠으나, 히스토그램 수정을 통해 사람이 훨씬 알아보기 좋은 질 높은 영상을 만드는 것이 가능하다. 사람의 눈은 영상의 밝기보다 컨트라스트에 훨씬 민감하다는 특징을 이용하여 히스토그램 조작을 통하여 선명한 영상 혹은 사진을 만들 수 있다[3].

히스토그램 수정이란 영상의 히스토그램을 변동시켜서 이론상으로 볼 때 정보의 흔적은 없으나 영상의 컨트라스트를 증진하여 시각적인 향상을 가져오는 영상 증진 기법을 말한다.

이와같이 인식이 어려운 영상을 쉽게 인식 가능하도록 하는 기법은 다양하지만, 본 논문에서는 영상의 컨트라스트를 향상시키는 기법 중에서 최적화된 적응적 컨트라스트 증진 기법을 이용하여 영상의 컨트라스트를 향상시키고자 하였다.

본 논문의 구성으로 2장은 기존 히스토그램 기법들을 기술하며, 3장은 적응적 컨트라스트 증진 필터의 최적화에 대해서 기술하며, 4장은 실험 및 분석, 마지막으로 결

론을 맺는다.

## II. 기존의 히스토그램 기법과 보수적인 적응적 컨트라스트 증진<sup>1)</sup> 필터 기법

히스토그램 구성기법은 0부터 255까지의 명암값을 인덱스로 하고, 영상을 구성하고 있는 각 화소의 명암값에 해당하는 개수를 빈도수로 간주하여 1씩 증가시키는 간단한 구성이다.

히스토그램은 영상의 중요한 정보를 담은 자료이며, 영상의 명암값 프로필을 보여주기 위한 도구이다. 히스토그램은 영상의 전체 명암값의 분포를 담을 수 있는 도구로서 이를 이용하면 영상의 명암도 분포 상태를 알 수 있다는 것이다[4].

영상에 대한 그레이 수준의 히스토그램은 영상내에서 그레이 수준에 관한 분산이다. 그림 1에서 원본 영상과 일치하는 히스토그램의 예이다.

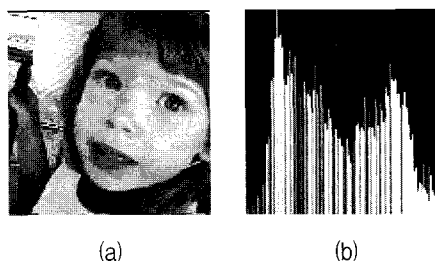


그림 1. 히스토그램 (a) 원본영상, (b) 히스토그램  
Fig. 1 Histogram (a) original image, (b) histogram

일반적으로 작은 퍼짐과 함께하는 히스토그램은 낮은 컨트라스트를 갖는다. 넓은 퍼짐과 함께하는 히스토그램은 높은 컨트라스트를 갖는다. 그에 반해 범위의 낮은 쪽 끝에서 모여있는 히스토그램의 영상은 어둡다. 그리고 범위의 높은 쪽에 모여있는 클러스터된 값과 함께하는 히스토그램은 밝은 영상과 일치된다. 그러한 히스토그램은 맵핑기능에 의해서 수정될 수 있다. 그러한 기능들은 히스토그램 스트레칭, 히스토그램 쉬링크, 히스토그램 슬라이딩에 의한 것이다.

1) 적응적 컨트라스트 증진을 앞으로는 ACE라 칭함

히스토그램 쉬링크와 스트레칭은 그레이 스케일 수정에 관한 형태이다. 히스토그램 슬라이딩은 전역 그레이 값들에서 고정된 값을 더하거나 뺄셈을 함에 의해서 적용된다. 그 식으로는 다음과 같다.

$$I(r,c)=I(r,c)+OFFSET \quad (1)$$

여기에서  $I(r,c)$ 은 전체영상을 나타내며,  $OFFSET$ 는 히스토그램을 슬라이딩하는 양으로서 양의  $OFFSET$ 는 전역적 밝기를 증가시키며, 그것에 반해 음의  $OFFSET$ 는 더 어두운 영상으로 만든다. 그림 2에서 a)에서 b)로의 히스토그램 쉬링크에 관한 영상을 볼 수 있으며, 또한, e)에서 f)로의 밝기가 조절된 양의  $OFFSET$  슬라이딩 영상을 볼 수 있다.

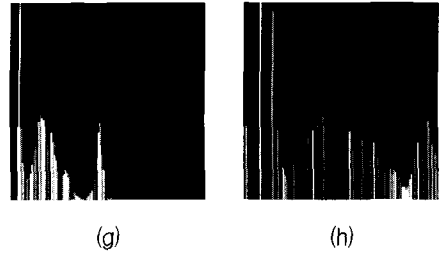
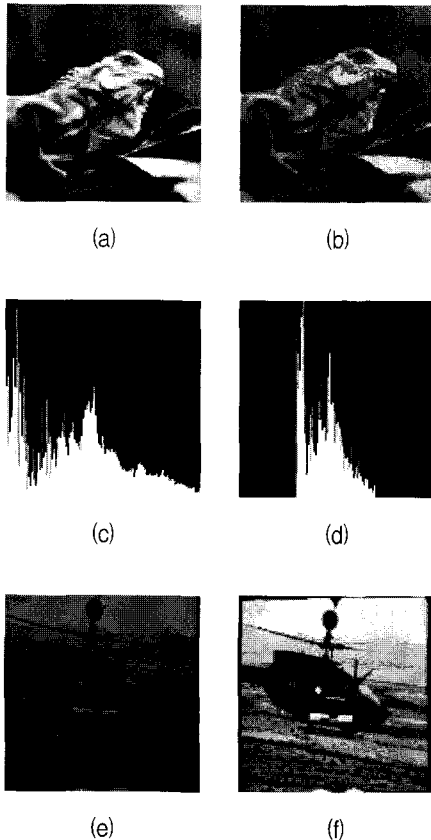


그림 2. 히스토그램 쉬링크와 슬라이딩  
(a)원본영상, (b)(a)의 쉬링크영상, (c)(a)의 히스토그램, (d)(b)의 히스토그램, (e)원본영상, (f)(e)의 슬라이딩 영상, (g)(e)의 히스토그램, (h)(f)의 히스토그램

Fig. 2 Histogram shrink and sliding  
(a)original image, (b)the shrink image of (a), (c)the histogram of (a), (d)the histogram of (b), (e)original image, (f)the sliding image of (e), (g)the histogram of (e), (h)the histogram of (f)

히스토그램의 스트레칭과 유사한 기법으로 히스토그램 평활화 기법을 들 수 있는데, 본 기법의 궁극적인 목적은 일정한 분포를 가진 히스토그램을 생성하는 것이다. 따라서 평활화를 수행한 히스토그램은 보다 균일한 분포를 가질 것이다. 즉, 한곳에 집중되어 있는 명암값을 펼쳐서 명암값이 균일한 분포를 갖도록 한다. 비유를 들자면 접혀있는 부채를 펼치는 것과 같다고 볼 수 있을 것이다[5]. 그리고 좀 떨어진 영상의 외형을 향상시키는 잘 알려진 기법이다. 또한 영상의 넓은 범위에 외형적으로 더 좋은 결과치 영상을 보여준다는 것을 제외하고는 히스토그램 스트레칭과 유사하다. 히스토그램 평활화 기법은 항상 원하는 결과를 제공하진 않는다.

이러한 표준화되지 않는 기법들의 해결책으로 ACE 필터를 들 수 있다. 본 필터는 지역 영상의 특성변화를 적용하는 임의의 기준에 근거하여 영상내의 그레이 수준의 화소수정을 말한다.

보수적인 ACE 필터를 기술하면, 화소  $(r,c)$ 의 지역 평균, 즉 저주파 성분은 다음과 같이 정의된다[6].

$$m_i(r,c) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=r-n}^{r+n} \sum_{l=c-n}^{c+n} I(k,l) \quad (2)$$

그리고 지역 분산은

$$\sigma_l^2(r,c) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=r-n}^{r+n} \sum_{l=c-n}^{c+n} [I(k,l) - m_l(r,c)]^2 \quad (3)$$

(3)식에서  $\sigma_l(r,c)$ 은 지역 표준 편차이다.  $f(r,c)$ 를  $I(r,c)$ 에 관한 증진된 함수라고 가정한다. 그 결과로 ACE 필터는 다음과 같이 정의된다.

$$f(r,c) = m_l(r,c) + G(r,c)[I(r,c) - m_l(r,c)] \quad (4)$$

(4)에서 함수  $G(r,c)$ 는 보수적인 획득이다. 일반적으로 보수적인 획득은 1보다 크다. 그러므로 고주파 요소인  $[I(r,c) - m_l(r,c)]$ 은 증진될 수 있다.  $G(r,c)$ 의 결정은 ACE의 필터의 결정적인 요인이다.

가장 간단한 처리는  $G(r,c)$ 을 상수로 정한다. 그리고  $C$ 는 1보다 크다. 그리고 다음 식과 같다.

$$f(r,c) = m_l(r,c) + C[I(r,c) - m_l(r,c)] \quad (5)$$

상수 획득을 사용하면 모든 고주파 성분들은 동등하게 증진되어진다. 결과적으로 강한 고주파 성분들은 지나친 증진으로 기인된다. 결과적으로 결과되어진 영상의 에지부분에 링잉현상이 발생된다. 그러므로 특별한 비강조적인 처리가 본 필터에 더해진다. 지나친 증진을 줄일 수 있는 방법은 의학 혹은 해부학 분야에선 다른 획득들을 사용한다. 그러므로 다음과 같이 지역 표준편차를 사용하는 방법이 기술된다.

$$f(r,c) = m_l(r,c) + \frac{D}{\sigma_l(r,c)} [I(r,c) - m_l(r,c)] \quad (6)$$

여기에서  $D$ 는 상수이다. 이 경우에 보수적인 획득 자체가 공간적으로 적응적이다. 또한 지역 표준편차에 반비례한다. 고도의 공간적인 활동들을 갖는 에지부분은 지역 표준편차가 크게 되며, 그러면 보수적인 획득은 작은 값이 된다. 결과적으로 링잉현상이 사라질 것이다. 그러나 낮은 공간의 활동을 하는 영역에서 지역 표준편차는 작게 될 것이다. 그러나 결과적으로 잡음이 증진된다. 왜냐하면 잡음은 큰 값의 보수적인 획득에 결과되어진다. 결론적으로 이러한 방법은 보수적인 획득을 제한할 수 있도록 더해지는 처리가 요구된다.

각 포인트에서 영상의 강도는 지역평균  $m_l$ 와 그러한 포인트 이웃들의 지역영역에서 계산된 지역 표준편차  $\sigma_l(r,c)$ 에 근거한 변형이다. 그러한 변형된 강도는 다음 식과 같다.

$$\hat{I}(r,c) = G(r,c)(I(r,c) - m_l(r,c)) + m_l(r,c) \quad (7)$$

여기에서 지역 획득은 다음과 같다.

$$G(r,c) = \alpha \frac{m_l(r,c)}{\sigma_l(r,c)}, \quad 0 < \alpha < 1$$

여기에서  $m_l(r,c)$ 는 전역 평균이다. 지역 영역평균은 모든 포인트에서 먼저 영상으로부터 차감된다. 그 이후에 변수에 해당하는 획득이 지역 변위부분들을 증진하기 위해서 그 값에 곱해진다. 그리고 지역 평균  $m_l(r,c)$ 이 영상의 주관적인 화질을 복원하기 위해서 마지막에 더해진다. 지역 획득  $G(r,c)$ 는 그 자체가 각 지역 영역에 적응적이다. 그리고 각각의 지역 평균  $m_l(r,c)$ 에 비례한다. 그리고  $\sigma_l(r,c)$ 에 반비례하므로 작은 지역 분산을 갖는 영역들은 더 큰 획득을 얻을 것이다. 큰 전역 평균과 작은 표준편차로 인해서 과도하게 획득이 커짐을 방지하기 위해서 그림 3과 같이 지역 획득이 실제로 제어되어진다[7].

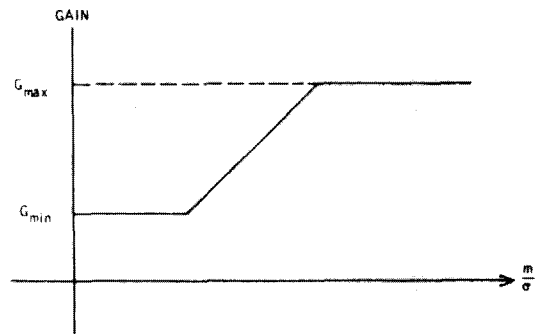


그림 3. 과도한 획득의 방지를 위한 지역 획득 곡선

Fig. 3 Local area gain curve to prevent excessive gain

### III. ACE 필터의 최적화

ACE 필터는 요구된 컨트라스트의 양을 결정하기 위해서 전역 혹은 지역 영상통계를 사용한다.

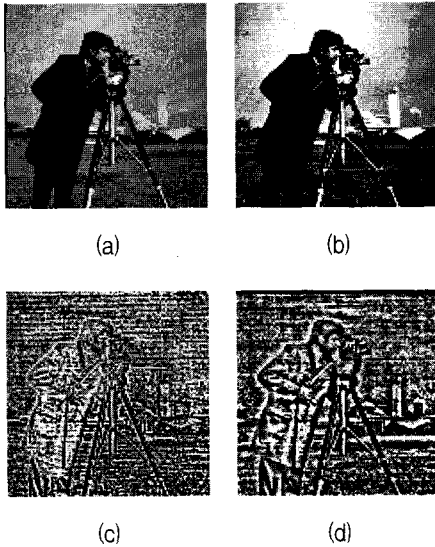


그림 4. 전역,지역 히스토그램의 평활화  
 (a) 원본영상, (b) 전역히스토그램 평활화영상,  
 (c) 지역히스토그램 평활화영상 윈도우크기 7,  
 (d) 지역히스토그램 평활화영상 윈도우크기 15

Fig. 4 Global and Local histogram equalization  
 (a) original image, (b) the equalization image of a global histogram, (c) the equalization image of a local histogram window size 7, (d) the equalization image of a local histogram window size 15

그림 4에서는 전역 히스토그램 평활화와 지역 히스토그램 평활화에 관한 것들이며, 지역 평활화는 윈도우의 크기 7과 15로 영상에 블록 BY 블록으로 적용한 예이며, 이러한 기법을 지역 증진이라 칭한다. 여기에서 각각 윈도우 크기를 기반으로 블록 BY 블록으로 슬라이딩하면서 지역 변화를 주었다고 할 수 있으며, 각각의 결과치 영상에서 전역 기법보다 영상의 밀도가 강해짐을 볼 수 있으며, 앞으로 실험할 ACE 필터 기법도 그것의 매개변수를 이용하여 지역 영상의 특성을 변화시킴으로 같은 맥락의 형태로 영상들이 결과되어 질 것이며, 여기에서 그림 4의 c)윈도우 크기가 7보다는 d)윈도우 크기가 15인 영상의 에지부분이 더 명확하게 보임을

알 수 있다[8].

동일하지 않은 컨트라스트를 갖는 영상에서 관련된 증진 기법은 ACE 필터를 사용해서 영상의 다른 영역에서 각각 다른 컨트라스트를 적용시키는 것이다.

요구된 컨트라스트 적용비율을 결정하기 위해서 두 개의 통계치 즉, 전역 그리고 지역 통계치를 사용하며, 이러한 필터를 우리는 적응적이라고 한다.

각 화소들의 통계치는 영상의 슬라이딩 윈도우 개념에 의해서 적용된다. 즉, 각 지역 통계치는 윈도우를 슬라이딩함에 따라서 각각의 지역 영상 통계치를 얻을 수 있다.

ACE 필터는 지역 영상에 관한 특성치를 변화시킨다. 즉, ACE 필터의 매개변수들을 조정하여 그레이 레벨값의 수정을 도모한다.

지역 영상통계들은 현재 윈도우를 고려함에 따라서 다르게 결과치가 생성된다. 그리고 전역 매개변수들은 전체적인 영상을 고려함에 의해서 구할 수 있으며, 최적화를 위해 사용된 ACE 필터는 다음과 같이 수식을 정의할 수 있다.

$$ACE = k_1 \frac{m_I(r,c)}{\delta_I(r,c)} [I(r,c) - m_I(r,c)] + k_2 m_I(r,c) \quad (8)$$

(8)의 식에 대한 구성요소를 기술하면,  $m_I(r,c)$ 는 전체 영상  $I(r,c)$ 에 대한 평균,  $\delta_I$ 는 지역 표준편차,  $m_I$ 는 지역 평균, 지역 획득팩터는  $k_1$  상수에 의해서 제어되며, 지역 평균팩터는  $k_2$  상수에 의해서 제어된다. 그리고 그 값은 0과 1사이의 상수들이라고 정의한다.

(8)의 식은 원본 영상의 임의의 화소로부터 지역 평균을 감산하여 지역 획득 팩터인  $k_1(m_I(r,c)/\delta_I(r,c))$ 에 곱한다. 이러한 결과는 적응적으로 지역의 컨트라스트 값들을 높여주는 효과가 있으며, 지역 획득 팩터의 상수  $k_1$ 에 의해서 조정된다. 그리고 지역 평균은 결과에 대해서 더해진다. 여기에서 지역 평균상수  $k_2$ 는 지역 평균에 해당되는 컨트라스트를 재조정하도록 곱해진다.

#### IV. 실험 및 분석

본 논문에서 실험한 영상의 크기는 256X256이다. 화소의 농도 값은  $0 \leq \text{화소} p \leq 255$ 인 그레이 영상들을 이용하였다. 그리고 Southern Illinois 대학에서 개발한 영상처리 도구인 CVIP(Computer Vision Image Processing) 도구를 사용하여 본 실험의 의료영상에 적용했다[8].

본 실험의 영상처리도는 그림 5와 같다.

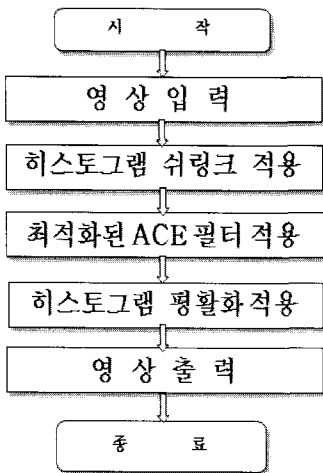


그림 5. 영상처리 순서도  
Fig. 5 The flowchart of image process

그림 5는 먼저, 히스토그램 쉬링크에 의해서 저역 통과필터를 스케일링함에 의해서 원하는 에지영역을 강조할 수 있었으며, 다음으로 최적화된 ACE 필터를 적용하였다. 마지막으로 히스토그램 평활화를 적용시켜서 영상외형의 컨트라스트를 향상시켰다.

표 1에서는 최적화 변수를 찾기위해서  $k_1, k_2$ , 지역 획득 최소값인  $lgmin$ , 지역 획득 최대값인  $lgmax$ 를 매개변수로 두었다. 각 매개변수들의 값을 정해야 하는데 그러한 근거를 기술하면 먼저  $k_1$ 과  $k_2$ 값은 0.1에서 0.9까지 구간을 나누어 실험을 하였는데 0.1구간 차이로는 두 결과 영상들의 차이가 거의 없으므로 구간을 0.5와 0.9 두 구간으로 나누었다. 다음으로  $lgmin$ 값을 1로 고정하고  $lgmax$ 값을 [8]의 실험결과를 참조하여 한계값을 30으로

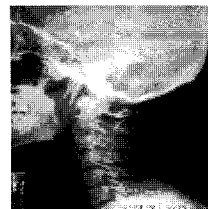
두고 구간들을 5와 25 두값으로 나누고 실험을 진행하였다.

표 1. 최적화변수를 찾기위한 8가지 경우비교  
Table. 1 The eight case comparison for requiring optimal variable

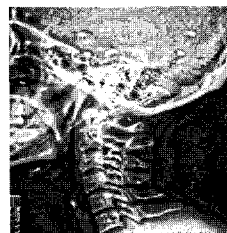
case01	case02	case03	case04
$k_1=0.5$ $k_2=0.5$ $lgmax=5$	$k_1=0.5$ $k_2=0.5$ $lgmax=25$	$k_1=0.5$ $k_2=0.9$ $lgmax=5$	$k_1=0.5$ $k_2=0.9$ $lgmax=25$
case05	case06	case07	case08
$k_1=0.9$ $k_2=0.5$ $lgmax=5$	$k_1=0.9$ $k_2=0.5$ $lgmax=25$	$k_1=0.9$ $k_2=0.9$ $lgmax=5$	$k_1=0.9$ $k_2=0.9$ $lgmax=25$

( $lgmin=1$ )

표 1의 매개변수를 기초하여 그림 5의 영상처리도에 따라서 각 매개변수를 ACE 필터에 적용하여, 그림 6과 같이 결과 영상들을 얻을 수 있었다. 원본 영상과 비교할 수 있도록 원본 영상을 먼저 나열하고 나머지 8가지 결과 영상들을 나열하였다.



(a)



(b)



(c)

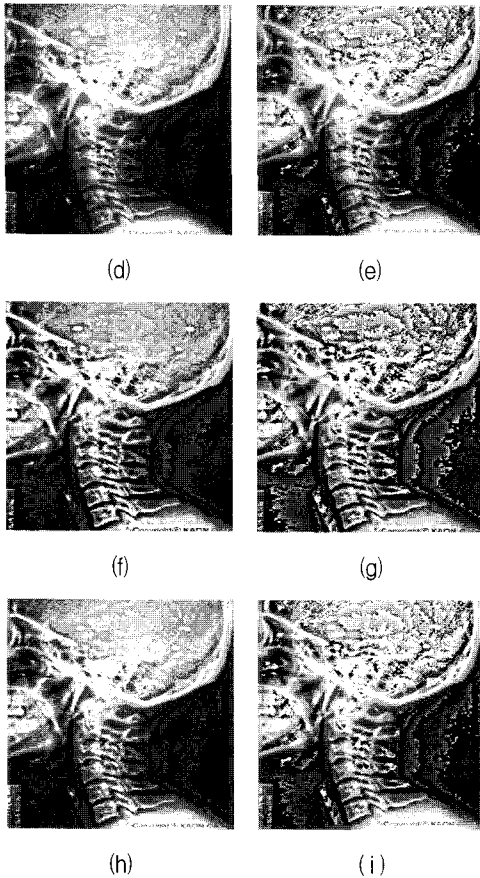


그림 6. 원본영상과 8가지 경우에 처리결과 비교  
 (a) 원본영상, (b) case01, (c) case02, (d) case03, (e) case04, (f) case05, (g) case06, (h) case07, (i) case08  
 Fig. 6 The result comparison for the original image and the eight case images (a) original image, (b) case01, (c) case02, (d) case03, (e) case04, (f) case05, (g) case06, (h) case07, (i) case08

처리된 결과 영상들을 기술하면 각 의료영상들의 골격부분들은 링잉현상이 발생하지 않았으며, 원본 영상과 비교해서 뚜렷한 외곽선들을 확인 할 수 있다. 그러나 배경부분들의 잡음들이 존재한다. 그러므로 이러한 잡음들을 최적화한 결과 영상 8가지 경우들을 각각 비교하여 최적화 변수를 찾았다. 표 2와 같이 원본 영상과 비교하여 결과 영상들의 psnr(peak signal-to-noise ratio)값을 나열한 결과 case03의 경우가 18.16dB로 가장 큰 값을 나타내었으므로 곧, 가장 적은 잡음을 내포하고 있다고 볼 수 있다.

표 2. 8가지 경우의 psnr값 비교  
 Table. 2 The psnr values comparison for The eight cases

case01	case02	case03	case04
psnr=13.42	psnr=11.46	psnr=18.16	psnr=15.24
case05	case06	case07	case08
psnr=12.89	psnr=10.95	psnr=17.25	psnr=13.97

(단위: dB)

그림 7에서는 최적화된 case03 경우의 변수들을 의료 영상들에 대치한 결과들이다.

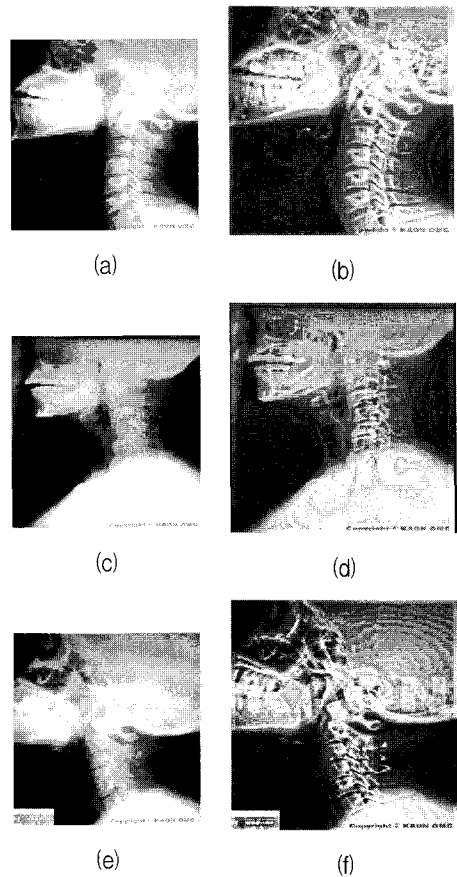


그림 7. 최적화 변수들을 적용한 의료영상들  
 (a) 원본영상, (b) (a)의 결과영상, (c) 원본영상, (d) (c)의 결과영상, (e) 원본영상, (f) (e)의 결과영상  
 Figure. 7 The medical images applied the optimal variables. (a) original image, (b) the result image of (a), (c) original image, (d) the result image of (c), (e) original image, (f) the result image of (e)

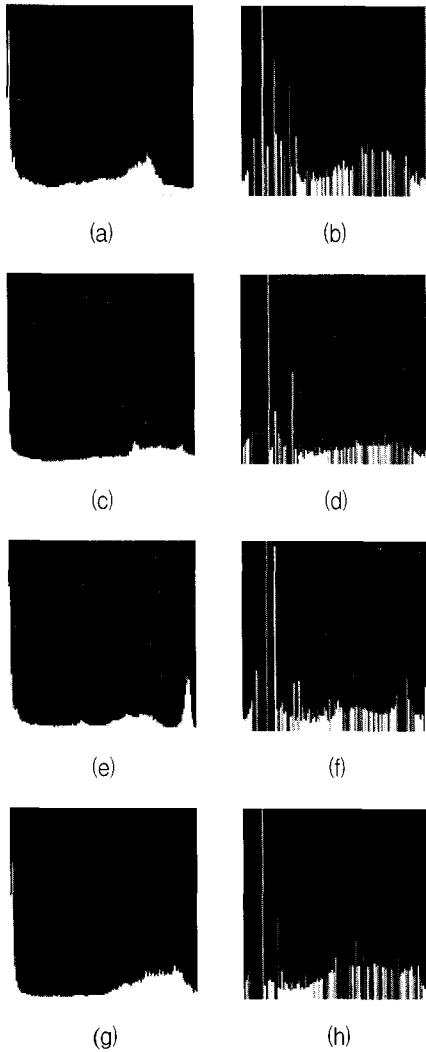


그림 8. 그림 6, 7에서 원본 영상(a,c,e,g)과 결과 영상(b,d,f,h)에 관한 히스토그램 비교  
 (a)그림 6(a)의 히스토그램, (b)그림 6(d)의 히스토그램, (c)그림 7(a)의 히스토그램, (d)그림 7(b)의 히스토그램, (e)그림 7(c)의 히스토그램, (f)그림 7(d)의 히스토그램, (g)그림 7(e)의 히스토그램, (h)그림 7(f)의 히스토그램  
 Fig. 8 The histogram comparison for the original images(a,c,e,g) and the resulting images(b,d,f,h) in the figure 6 and 7. (a)the histogram of figure 6(a), (b)the histogram of figure 6(d) (c)the histogram of figure 7(a), (d)the histogram of figure 7(b), (e)the histogram of figure 7(c), (f)the histogram of figure 7(d), (g)the histogram of figure 7(e), (h)the histogram of figure 7(f)

각 4가지의 의료영상들의 원본 영상과 결과 영상 히스토그램이 그림 8과 같이 나타나며, 여기에서 각 원본 영상의 히스토그램 보다 결과 영상 히스토그램의 분포가 더 넓고 각 화소의 컨트라스트 강도도 더 높음을 알 수 있다.

## V. 결론

본 논문에서는 의료영상들을 입력으로 CVIP 도구를 사용하여 영상을 처리하였다. 도구내의 ACE 필터 기법에서 최적화 매개변수들을 적용시켰으며, 후처리로는 히스토그램 평활화 기법을 사용했다. 각 CT 원본 영상들을 가지고 실험한 결과, 각 입력 영상들의 컨트라스트 차이로 인해서 각각의 결과치 의료영상들의 표준화된 매개변수값들을 찾는 데 어려움이 있었으나 대체적으로 원본 영상에 비해서 증진된 결과 영상들을 얻을 수 있었다. 최적화 매개변수 값으로는 각각 지역 획득 팩터의 상수  $k_1=0.5$ , 지역 평균 팩터 상수  $k_2=0.9$ , 지역 획득 최대 값 5 그리고 윈도우 크기가 15등을 사용하였다. 향후 연구로는 본 연구에서 영상 잡음이 완전히 제거되지 않았는데, 추후 최적화 변수와 알고리즘의 개발로 이러한 영상잡음을 줄이는 연구를 계속할 예정이다.

## 참고문헌

- [1] 신중호, “문자 패턴의 골격화 향상을 위한 개선된 병렬 처리 기법의 구현”, 조선대학교 대학원, 2004.
- [2] 김경민의 4인, “에지 기반 히스토그램 평활화를 이용한 의료 영상의 개선”, 전자공학회논문지, pp 1603-1604, 1995.
- [3] 강동중, 하종은, “Visual C++을 이용한 디지털 영상 처리”, 사이텍미디어, 2003.
- [4] 정성환, 이문호, “MATLAB을 활용한 실용 디지털 영상처리”, 홍릉과학출판사, 2005.
- [5] 장동혁, “Visual C++를 이용한 디지털 영상 처리의 구현”, PC어드밴스, 1999.
- [6] Dah Chung Chang and Wen Rong Wu, “Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of



- Local Standard Deviation", IEEE Trans. On Medical Imaging, Vol. 17, No. 4, Ougust 1998.
- [7] Patpenahalli M. Narendra and Robert C. Fitch, "Real-Time Adaptive Contrast Enhancement", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. Pami-3, No. 6, November 1981.
- [8] Scott E. Umbaugh, "Computer Vision Image Processing", Prentice Hall, 1999.

### 저자소개

#### 신충호(Choong-Ho Shin)



1988년 조선대학교 전산기공학과  
공학사

1991년 한국외국어대학교 대학원  
응용전산학과 이학석사

2004년 조선대학교 컴퓨터공학과 공학박사

※ 관심분야: 영상처리, 멀티미디어 데이터베이스,  
소프트웨어 공학.

#### 정채영(Chai-Yeoung Jung)



1987년 조선대학교 컴퓨터공학과  
공학석사

1989년 조선대학교 컴퓨터공학과  
공학박사

1986년~현재 조선대학교 컴퓨터통계학과 교수

※ 관심분야: 신경망, 인공지능, 정보보호, 멀티미디어,  
멀티미디어 콘텐츠, Bioinfomatics.