

<http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.5.205>

JIWIT 2012-5-26

적응적 가중치와 문턱치를 이용한 의료영상의 화질 향상

Medical Image Enhancement Using an Adaptive Weight and Threshold Values

김승종*

Seung-Jong Kim

요약 본 논문에서는 웨이블릿 변환과 Haar 변환을 기반으로 적응적 문턱치와 가중치를 이용하여 의료영상의 화질을 개선하는 알고리즘을 제안한다. 첫째, 화질이 저하된 의료영상에 대해 웨이블릿 변환을 수행하고 분해된 고주파 밴드에 대해 Haar 변환을 수행한다. 둘째, 고주파 각 밴드에 대해 적응적 문턱치를 이용하여 잡음을 제거한다. 셋째, 잡음이 제거된 고주파 밴드에 대해 적응적인 가중치를 이용하여 계수를 향상한 후, Haar 역변환 및 웨이블릿 역변환을 수행하여 복원영상을 얻는다. 마지막 단계에서는 복원된 영상의 화소 값의 범위가 좁아졌으므로 비선형 히스토그램 평활을 이용하여 화소 값의 범위를 조절하고 명암 대비가 좋은 향상된 영상을 얻는다.

Abstract By using an adaptive threshold and weight based on the wavelet transform and Haar transform, a novel image enhancement algorithm is proposed. First, a medical image was decomposed with wavelet transform and all high-frequency sub-images were decomposed with Haar transform. Secondly, noise in the frequency domain was reduced by the proposed soft-threshold method. Thirdly, high-frequency coefficients were enhanced by the proposed weight values in different sub-images. Then, the enhanced image was obtained through the inverse Haar transform and wavelet transform. But the pixel range of the enhanced image is narrower than a normal image. Lastly, the image's histogram was stretched by nonlinear histogram equalization. Experiments showed that the proposed method can be not only enhance an image's details but can also preserve its edge features effectively.

Key Words : Wavelet and Haar Transform, Threshold, Weight, Nonlinear Histogram Equalization

1. 서론

의료영상은 환자를 진단하고 치료하는 데 많은 도움이 되지만, 종종 영상 획득 시 조명이나 장치의 기계적인 특성으로 인해 잡음이 추가되고 명암 대비가 좋지 않아 화질이 저하된다. 따라서 의료영상의 화질개선 기법은

의료분야에서 많은 주목을 받고 있다. 의료영상의 화질을 개선하는 주목적은 낮은 명암 대비를 갖는 영상을 개선하는 것과 많은 잡음이 추가된 영상에서 잡음을 제거하는 것이다. 의료영상의 화질을 개선하는 기법은 주로 히스토그램 평활(Histogram Equalization), 히스토그램 스트레칭(Histogram Stretching) 등과 같은 공간영역에

*정회원, 한양여자대학교 컴퓨터정보과
접수일자 : 2012년 9월 5일, 수정완료 : 2012년 10월 5일
게재확정일자 : 2012년 10월 12일

Received: 5 September 2012 / Revised: 5 October 2012 /
Accepted: 12 October 2012

*Corresponding author: jkim@hywoman.ac.kr
Dept. of Computer Science & Information Systems, Hanyang
Women's University, Korea

서 화소 값을 변환하는 방법과 푸리에 변환(Fourier Transform)이나 웨이블릿 변환(Wavelet Transform) 등과 같은 주파수 영역에서 처리하는 방법이 많이 연구되었다. 특히 주파수영역에서의 연구는 대부분 웨이블릿 변환을 이용하는 것에 초점이 맞추어져 있다.

웨이블릿 변환을 이용한 영상개선 알고리즘은 Lu^[1]가 제안한 다중 스케일 에지 표현을 이용한 방법을 비롯하여 Yang^[2], Fang^[3], Zhou^[4], Wu^[5] 등 많은 방법이 제안되었다. 제안된 방법 대부분이 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 부 밴드(Sub-band) 영상에서 어떻게 고주파 성분을 효율적으로 추출할 것인지, 또는 어떤 Threshold 필터링을 통해 잡음을 제거할 것인지, 아니면 어떤 가중치(Weight)와 스트레칭(Stretching) 방법을 사용하여 명암 대비를 뚜렷하게 할 것인지에 초점이 맞추어져 있다. 본 논문에서는 웨이블릿 변환과 Haar 변환을 기반으로 의료영상의 화질을 적응적으로 개선하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 다음과 같다. 먼저, 화질이 저하된 의료영상에 대해 웨이블릿 변환을 수행한 후, 분해된 부 밴드 중 LL 밴드를 제외한 나머지 고주파 밴드에 대해 Haar 변환을 수행한다. 두 번째 단계에서는 Haar 변환을 수행한 고주파 밴드(LH, HL, HH)에 대해 제안하는 적응적 Soft-threshold 필터링을 이용하여 잡음을 제거한다. 세 번째 단계에서는 잡음이 제거된 고주파 밴드의 부 영상에 대해 제안하는 적응적 가중치 알고리즘을 적용하여 화질을 향상한 후, Haar 역변환 및 웨이블릿 역변환을 수행하여 복원영상을 얻는다. 마지막 단계에서는 복원된 영상의 화소 값의 범위가 좁아졌으므로 비선형 히스토그램 평활을 이용하여 화소 값의 범위를 조절하고 명암 대비가 좋은 향상된 영상을 최종으로 얻는다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 웨이블릿 변환에 대한 개략적인 특징을 살펴보고 III장에서는 본 논문에서 제안하는 적응적 의료영상 개선 알고리즘에 대해 기술한다. IV장에서는 실험을 통해 제안하는 알고리즘의 타당성을 입증하고 V장에 결론을 맺는다.

II. 웨이블릿 및 Haar 변환

웨이블릿 변환은 일반적인 비정상적(Non-stationary) 신호에 대해 적절한 기저(Basis)를 이용하여 인간의 시각적 특성에 맞게 분해하고 합성함으로써 주관적 화질의

향상을 가져온다. Morlet[6]의 연구 이후로 명명된 웨이블릿은 힐버트(Hilbert) 공간 $L^2(R)$ 내에 존재하는 모 웨이블릿(Mother wavelet)의 이동(Translation)과 팽창(Dilation), 축소(Contraction)로 구성되는 기저함수 집합으로 $L^2(R)$ 내의 함수를 표현하는 것에 바탕을 둔다. $L^2(R)$ 내의 함수를 모 웨이블릿의 가중치 합으로 표현할 때, 이를 다 해상도 분석이라 하며 영상 신호의 분해(Decomposition)와 복원(Reconstruction)에 대해 Mallat^[7]은 핵심적인 역할을 하였다. Mallat은 다 해상도 분석 및 정규 직교(Ortho-normal) 웨이블릿 기저를 이용하여 방향성 선택에 더욱 경제적이고 우수한 방식을 제안하였다. 웨이블릿의 기저함수는 스케일링(Scaling) 함수 $\varphi(x)$ 와 디테일(Detail) 함수 $\psi(x)$ 로 구성되고 식(1)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \varphi_{j,k}(x) &= 2^{j/2} \varphi(2^j x - k) \\ \psi_{j,k}(x) &= 2^{j/2} \psi(2^j x - k) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 j 는 분해 레벨(decomposition level)을 나타내고 k 는 이동(translation)을 의미한다. j 가 커질수록 기저함수의 폭은 좁아지고 높이는 높아진다. 또한 k 가 커짐에 따라 기저함수는 우측으로 평행 이동하게 된다. 임의의 모든 신호는 식(2)와 같이 스케일링 함수 $\varphi(x)$ 와 디테일 함수 $\psi(x)$ 의 선형 조합으로 표현된다.

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_k c_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(x) \\ &+ \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(x) \end{aligned} \quad (2)$$

식(2)에서 $c_{j_0}(k)$ 는 스케일링 계수를 의미하고 $d_j(k)$ 는 디테일 계수 또는 웨이블릿 계수이며, 식(3)과 같이 내적 함(Inner product)으로 계산된다. j_0 는 시작 스케일을 의미한다.

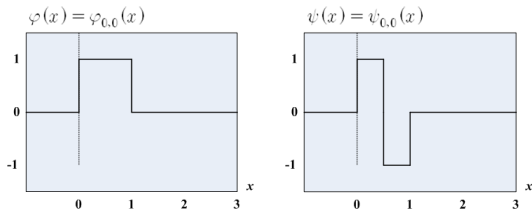
$$\begin{aligned} c_{j_0}(k) &= \langle f(x), \varphi_{j_0,k}(x) \rangle \\ d_j(k) &= \langle f(x), \psi_{j,k}(x) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

Haar 웨이블릿은 기저함수의 모양이 단순하기 때문에 간단하며, 시간 정보에 대한 해석이 용이하다. 또한 평균 변화에 대해 좋은 성능을 나타내므로 고주파 부 밴드의

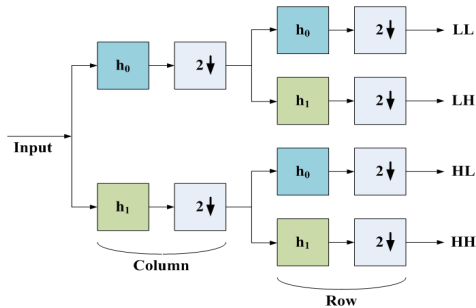
디테일 특성을 해석하는 데, 가장 보편적으로 사용되는 웨이블릿 기저이다. Haar 웨이블릿 기저를 사용하는 변환을 “Haar wavelet transform”이라고 한다. Haar 웨이블릿 기저함수의 모습은 그림 1과 같으며, 식(4)와 같이 정의된다.

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

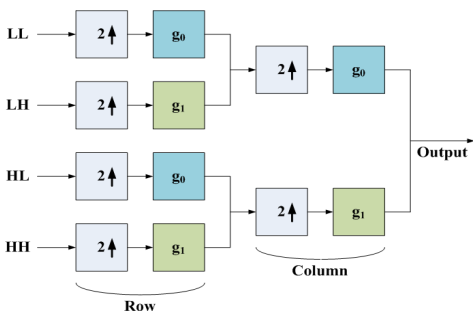
$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$



(a) Scaling 함수 (b) Detail 함수
 그림 1. Haar 웨이블릿 기저 함수의 모습
 Fig 1. Representation of Haar wavelet basis



(a) Decomposition stage



(b) Reconstruction stage

그림 2. 웨이블릿 분해 및 합성
 Fig 2. Image wavelet decomposition and reconstruction

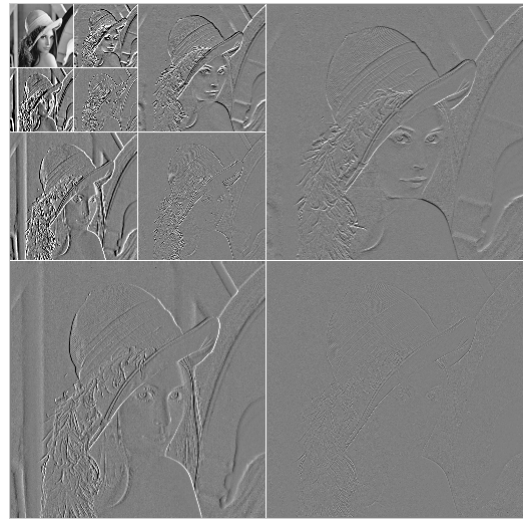


그림 3. 3-레벨 웨이블릿 분해 영상
 Fig 3. Three levels of wavelet decomposition image

영상과 같은 2차원 신호는 그림 2와 같이 행(row) 및 열(column) 방향의 필터링을 통해 웨이블릿 분해영상을 얻을 수 있다. 영상의 웨이블릿 변환은 QMF(Quadrature Mirror Filter)를 통해 얻을 수 있으며, h_0 와 h_1 은 웨이블릿 분해를 위한 저역 및 고역 통과 필터이고 g_0 과 g_1 은 합성을 위한 저역 및 고역 통과 필터들이다. 영상을 웨이블릿 변환하게 되면 서로 다른 단계의 다중 해상도 부 영상들을 얻을 수 있다. 분해된 영상은 저주파 성분만을 갖는 LL 밴드와 고주파 성분인 LH, HL, HH 밴드로 분해된다. 그림 3은 “Lena” 영상에 대해서 3-레벨 웨이블릿으로 분해된 모습이다.

III. 제안하는 의료영상 개선 알고리즘

본 논문에서 제안하는 의료영상 개선 알고리즘은 그림 4와 같다. 먼저, 입력 의료영상에 대해 웨이블릿 변환을 사용하여 부 밴드로 분해하고 LL 밴드를 제외한 나머지 고주파 밴드에 대해 Haar 변환을 수행한다. 웨이블릿 변환을 이용해 분해된 LL 밴드 영상은 원영상의 축소판으로 생각할 수 있으며, 이미지를 구성하고 있는 에지의 특징이나 상세 정보들은 고주파 부 밴드에 골고루 존재한다. 만약 k 스케일 웨이블릿 변환을 통해 분해했을 때, 얻어지는 부 밴드 영상의 개수는 식(5)과 같이 $3k+1$ 이다.

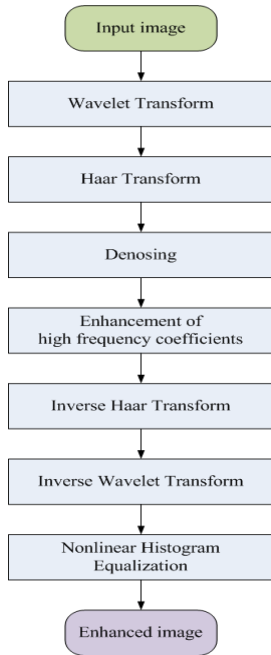


그림 4. 제안하는 알고리즘의 블록도
Fig 4. Block diagram of the proposed algorithm

$$\{LL_k, HL_j, LH_j, HH_j\} \quad (5)$$

식(5)에서 $j = 1, 2, 3, \dots, k$ 이며, k 는 웨이블릿 변환에서 분해 스케일 레벨을 나타낸다. LL_k 는 k 번째 스케일의 저주파 부 영상을 의미하고 HL_j, LH_j, HH_j 는 j 번째 스케일의 고주파 부 영상을 각각 의미한다. 고주파 부 영상은 수직 또는 수평 방향의 에지 특징과 기타 상세 정보를 표현하고 있으며 같은 방향의 대역별로 서로 유사한 특성을 갖는다. 웨이블릿 변환을 통해 분해된 고주파 부 영상들은 에지와 같은 상세한 정보를 포함하고 있지만, 보다 자세한 고주파 성분을 얻기 위해서는 대역을 나누는 것이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 그림 5와 같이 시간 정보에 대한 해석이 용이하며, 평균 변화에 뛰어난 성능을 보이는 Haar 변환을 이용하여 고주파 부 영상을 같은 대역폭을 갖도록 또다시 분해한다. 고주파 각 부 영상에서 새롭게 얻어진 4개의 영상은 식(6)과 같으며, $j = 1, 2, 3, \dots, k$ 이고 j_1, j_2, j_3, j_4 는 Haar 변환을 통해 얻어진 4개의 부 영상의 위치를 나타낸다.

$$\begin{aligned} HL_j &= \{HL_{j_1}, HL_{j_2}, HL_{j_3}, HL_{j_4}\} \\ LH_j &= \{LH_{j_1}, LH_{j_2}, LH_{j_3}, LH_{j_4}\} \\ HH_j &= \{HH_{j_1}, HH_{j_2}, HH_{j_3}, HH_{j_4}\} \end{aligned} \quad (6)$$

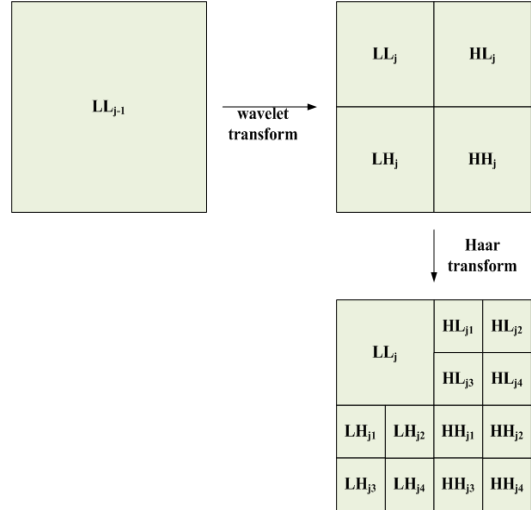


그림 5. 고주파 영상에 대한 웨이블릿 분해
Fig 5. Haar wavelet decomposition of high frequency sub-images

Haar 변환을 통해 얻어진 고주파 부 영상들은 영상의 상세 정보를 충분히 가지고 있지만, 잡음도 많이 포함되어 있다. 비록 웨이블릿 기저함수가 영상에 포함된 잡음을 일부 제거할 수도 있지만 효과적이지는 못하다. 만약 잡음이 포함된 고주파 계수들을 향상시키게 되면 영상의 상세 정보와 더불어 잡음도 더욱 커질 것이다. 따라서 본 논문에서는 식(7)과 같이 각 고주파 대역의 특성을 반영한 Soft-threshold 필터링을 이용하여 고주파 부 영상에 포함된 잡음을 제거한다.

$$\lambda_{jil} = m_{jil} \sqrt{2 \log N_{jil}} \quad (7)$$

식(7)에서 λ_{jil} 은 j 번째 스케일의 고주파 부 영상의 잡음을 제거하기 위한 Threshold 값을 의미하며, $i (i = 1, 2, 3)$ 는 HL, LH, HH 각각의 부 밴드를 표현하는 인덱스이다. $l (l = 1, 2, 3, 4)$ 은 Haar 변환을 통해 얻어진 4개의 고주파 부 영상의 위치를 나타낸다. N_{jil} 은 해당 부 밴드의 고주파 계수의 개수를 의미한다. m_{jil} 은 식(8)과 같이 정의되며, 해당 부 밴드의 계수 값, x_{jil}^k 의 Median을 나타낸다.

$$m_{jil} = \text{median}(|x_{jil}^k|), \quad k = 1, 2, \dots, N_{jil} \quad (8)$$

jil 부 영상에 대한 잡음 제거는 결정된 λ_{jil} 을 이용하여 식(9)와 같이 수행된다. 식(9)에서 $g(x, y)$ 는 잡음이 제거된 계수를 의미하고 $h(x, y)$ 는 jil 부 영상에서 (x, y) 위치의 고주파 계수 값을 나타낸다.

$$g(x, y) = \begin{cases} h(x, y) - \lambda_{jil}, & h(x, y) \geq \lambda_{jil} \\ 0, & -\lambda_{jil} < h(x, y) < \lambda_{jil} \\ h(x, y) + \lambda_{jil}, & h(x, y) \leq -\lambda_{jil} \end{cases} \quad (9)$$

본 논문에서 제안한 Soft-threshold 필터링을 이용하여 잡음을 제거한 후, 식(10)과 같이 jil 부 영상에 대한 가중치를 잡음이 제거된 $g(x, y)$ 에 곱하여 향상된 고주파 부 영상을 얻는다. 식(10)에서 w_{jil} 은 jil 부 영상에 대한 가중치를 나타내고 $E(\cdot)$ 는 향상된 고주파 계수를 의미한다.

$$E(g(x, y), w_{jil}) = w_{jil}g(x, y) \quad (10)$$

jil 부 영상에 대한 가중치, w_{jil} 은 식(11)과 같이 고주파 부 영상의 특성이 반영되도록 잡음이 제거되기 전과 후의 표준편차(standard deviation)를 비교하여 결정한다. σ_{jil} 은 잡음이 제거되기 전의 고주파 부 영상의 표준편차를 나타내고 $\hat{\sigma}_{jil}$ 은 식(9)에 의해 잡음이 제거된 부 영상의 표준편차를 의미한다. 따라서 잡음이 제거되기 전과 후의 표준편차 차이가 없으면 잡음의 영향이 약하기 때문에 작은 가중치를 곱하고 표준편차의 차이가 크면 큰 가중치를 곱하여 고주파 계수들을 개선한다. 식(12)에서 $\overline{x_{jil}}$ 은 평균을 의미한다.

$$w_{jil} = 1 + \frac{|\sigma_{jil} - \hat{\sigma}_{jil}|}{\sigma_{jil}} \quad (11)$$

$$\sigma_{jil} = \sqrt{\frac{1}{N_{jil}} \sum_{k=1}^{N_{jil}} (x_{jil}^k - \overline{x_{jil}})^2} \quad (12)$$

다음에는 Haar 역변환과 웨이블릿 역변환을 거쳐 복원된 영상을 얻는다. 그러나 Soft-threshold 필터링으로 인해 향상된 이미지의 화소 값 범위가 원 영상에 비해 좁

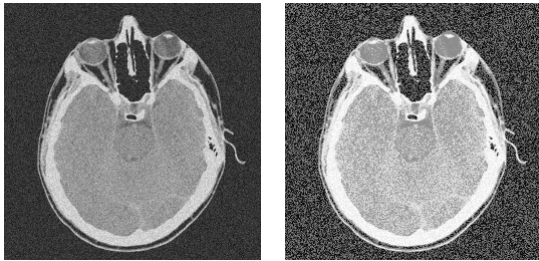
아져 있으므로 명암 대비가 좋지 못하다. 따라서 본 논문에서는 식(13)과 같이 Yang^[8] 등이 제안한 비선형 히스토그램 평활(Nonlinear Histogram Equalization)을 통해 최종적인 영상을 얻는다.

$$\hat{f}(x, y) = \begin{cases} f(x, y)M/N, & f(x, y) \in [0, N] \\ (f(x, y) - N)(255 - 2M) / (f_{\max} - 2N) + M, & f(x, y) \in (N, f_{\max} - N] \\ (f(x, y) - f_{\max} + N)M/N + 255 - M, & f(x, y) \in (f_{\max} - N, f_{\max}] \end{cases} \quad (13)$$

식(13)에서 $\hat{f}(x, y)$ 는 영상의 밝기 값이 조정된 향상된 이미지를 의미하고 f_{\max} 는 역변환을 통해 복원된 영상의 최대 화소 값, 파라미터 $M \in (0, 255]$ 과 $N \in (0, f_{\max}]$ 은 출력 이미지의 밝기를 조정하는 요소이다.

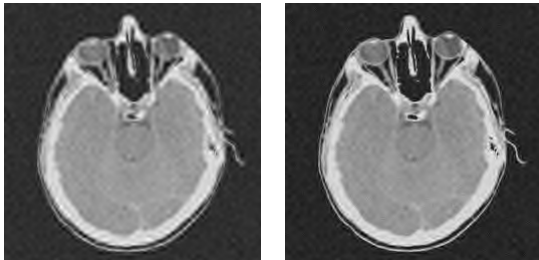
IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 타당성을 입증하기 위해 2-레벨 웨이블릿 변환을 수행하였다. 또한 고주파 부 밴드를 분해하기 위해 2-tap Haar 필터를 이용하였다. 비선형 히스토그램 평활에 사용된 밝기 조정 파라미터는 Yang의 논문에서와 같이 $M = 255/3$, $N = f_{\max}/4$ 로 설정하였다. 실험에 사용한 영상은 잡음이 포함된 256×256 CT 영상과 명암 대비가 좋지 않은 480×480 Chest X-ray 영상이다. 그림 6(a)는 화이트 가우시안(White Gaussian) 잡음이 균일하게 분포된 원 영상을 나타내며, 그림 6(b)는 기존의 히스토그램 평활 방법을 이용하여 영상을 개선한 것이다. 결과에서도 알 수 있듯이 잡음도 함께 개선된 것을 볼 수 있다. 그림 6(c)는 Yang이 제안한 방법이고 그림 6(d)는 본 논문에서 제안한 방식이다. 그림 6(c) 보다는 제안한 방법이 잡음 제거뿐만 아니라 디테일 성분을 잘 표현함을 알 수 있다. 그림 7은 명암 대비가 좋지 않은 영상에 대한 실험 결과이다. 그림 7(c) 보다는 제안한 방법이 에지 성분을 잘 표현하면서도 우수한 주관적, 객관적 화질의 향상을 가져왔다.



(a) 원 영상

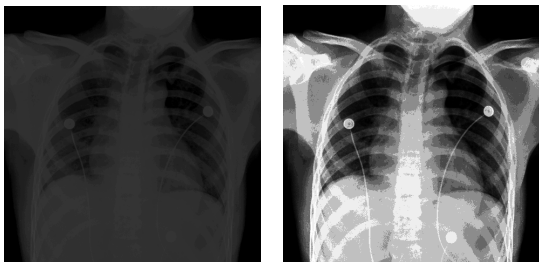
(b) 히스토그램 평활화



(c) Yang의 방법

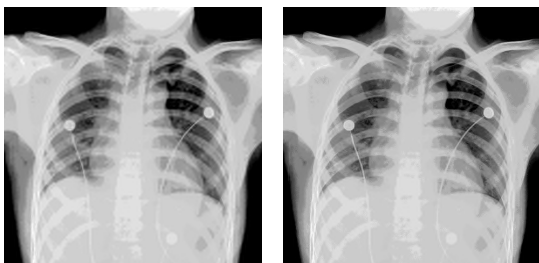
(d) 제안한 방법

그림 6. 개선된 영상
Fig 6. Enhanced images



(a) 원 영상

(b) 히스토그램 평활화



(c) Yang의 방법

(d) 제안한 방법

그림 7. 개선된 영상
Fig 7. Enhanced images

V. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 원 영상을 저주파 성분과 고주파 성분으로 분해하고 Haar 변환을 이용하여 고주파 부 영상들을 또다시 분해함으로써 효과적으로 고주파 성분을 추출할 수 있었다. 잡음이 포함된 영상의 경우 잡음까지도 향상되므로 이를 효율적으로 제거할 수 있도록 분해된 고주파 부 밴드에 대해 Threshold를 계산하고 적응적으로 잡음을 제거하는 방법을 제안하였다. 또한 잡음이 제거된 고주파 부 밴드 영상들은 각 밴드의 특성에 적합한 가중치를 적응적으로 추출하는 알고리즘을 제안하여 시각적으로 우수한 특성을 갖도록 하였다. 역변환을 통해 얻어진 복원된 영상은 화소 값의 범위가 좁아졌으므로 시각적으로 명암 대비가 좋지 않다. 따라서 본 논문에서는 좁아진 화소 값의 범위를 전 영역에 골고루 분포하도록 비선형 히스토그램 평활 방법을 이용하였다. 실험 결과, 제안한 알고리즘은 기존의 방법보다는 원 영상이 가지고 있는 에지를 보존하면서도 명암 대비가 우수하여 효율적인 화질 향상을 가져왔다.

참 고 문 헌

- [1] Lu, J., Healy, D.M., and Weaver, J.B., "Contrast enhancement of medical images using multi-scale edge representation", *Opt. Eng.*, Vol. 33, pp. 2151-2161, 1994.
- [2] Yang, G. and Hansell, D.M., "CT image enhancement with wavelet analysis for the detection of small airways disease", *IEEE Trans. Med. Imaging*, Vol. 16, pp. 953-961, 1997.
- [3] Fang, Y. and Qi, F., "A method of wavelet image enhancement based on soft threshold", *Compt. Eng. Appl.*, Vol. 23, pp. 16-19, 2002.
- [4] Zhou, X., Zhou, S., Huang, F., and Zhou, X.T., "New algorithm of image enhancement based on wavelet transform", *Compt. Eng. Appl.*, Vol. 25, pp. 606-608, 2005.
- [5] Wu, Y. and Shi, P., "Approach on image contrast enhancement based on wavelet transform", *Infrared*

Laser Eng., Vol. 32, pp. 4-7, 2003.

- [6] A. Grossmann, and J. Morlet, "Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape," SIAM J. Math. Anal., Vol. 15, pp. 723-736, 1984.
- [7] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol. 11, pp. 674-693, July 1989.
- [8] Yang, Y., Su, Z. and Sun, L., "Medical image enhancement algorithm based on wavelet transform", IEE Electronics Letters, Vol. 46, No. 2, January, 2010.

저자 소개

김 승 중(정회원)



- 1990년 2월 : 한양대학교 자연과학대학 수학과 학사
- 1992년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 공학석사
- 2000년 8월 : 한양대학교 전자통신공학과 공학박사
- 1997년 ~ 2000년 : 경인여자대학교

멀티미디어학부 교수

- 2000년 3월 ~ 2000년 8월 : (주)VI 선임연구원
 - 2000년 9월 ~ 현재 : 한양여자대학교 컴퓨터정보과 부교수
- <주관심분야 : Image Processing and Communications, Multimedia Signal Processing and Applications

※ 본 논문은 2011년도 한양여자대학교 교내연구비 지원으로 수행된 연구결과 임.