

碩士學位論文

웨이브렛 변환을 이용한 치아영상 인식과
특징 추출에 관한 연구



濟州大學校 大學院

컴퓨터工學科

文逸男

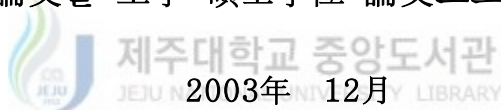
2003年 12月

웨이브렛 변환을 이용한 치아영상 인식과 특징 추출에 관한 연구

指導教授 金 壯 亨

文 逸 男

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함.



文逸男의 工學 碩士學位 論文을 認准함.

審査委員長 李 尙 浚 印

委 員 金 壯 亨 印

委 員 邊 翔 庸 印

濟州大學校 大學院

2003年 12月

A Study on Dental Image Recognition and Feature Extraction the Wavelet Transformation

Il-Nam Moon

(Supervised by professor Jang-Hyeong Kim)



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE
REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF COMPUTER ENGINEERING
GRADUATE SCHOOL
CHEJU NATIONAL UNIVERSITY

2003. 12.

목 차

SUMMARY	iii
I. 서 론	1
II. 웨이브렛	3
2.1 웨이브렛	3
2.2 푸리에 변환과 고속 푸리에 변환	6
2.3 다해상도 분해	7
2.4 쌍직교 웨이브렛	12
2.5 웨이브렛 변환을 이용한 영상의 다해상도 표현	14
III. 알고리즘을 이용한 영상 처리	16
3.1 의료 영상에서의 잡음	16
3.2 영상 처리 알고리즘	16
3.2.1 가중 메디안 필터(Weighted median filter)를 이용한 전처리	17
3.2.2 웨이브렛 변환	19
3.2.3 제안 임계치 적용기법	21
3.2.4 히스토그램 평활화(Histogram equalization)	25
3.3 알고리즘 흐름도	27
3.4 의료 영상 시스템의 구현	28
IV. 구현 및 결과 고찰	29
4.1 실험 환경	29
4.2 의료 영상 시스템의 실행	30
4.3 의료 영상 인식과 특징 추출	31

4.4 결과 고찰	33
V. 결 론	35
참고문헌	37

SUMMARY

This study proposes an effective medical treatment image system for improvement of noise reduction of digital medical treatment image and conservation of edge informations.

We applied the weight median filter to preserve important informations that image has in pretreatment progress of wavelet conversion in digital medical treatment above zero and gets rid of noise of image, and like this pretreatment filtering wild image have and embodied wavelet dissolution and noise reduction algorithm.

Image that is decided threshold to use statistical distribution of wavelet coefficient values disintegrated by each important duty, and reconstructs through progress that have cut coefficients that is assumed by noise ingredient is not been noise and have advantage that edge informations is preserved. As wavelet signal processing method preserves well sudden change in above zero and edge informations because do on time-frequency domain and provides ordinary way dissolution method quality of image improve can specially, time frequency locality of wavelet about impulse noise of medical treatment image confirmed that can get signal distortion that is less with more noise reduction propertys than existent image processing methods in this study. Like this, behave histogram equalization for improvement of light and darkness and improved quality of image after reconstruct because make image processed in wavelet area do inversion.

As a result, embodied medical treatment image system that can because applies proposed method to digital radiation image exclusion of noise ingredient and improvement of light and darkness and, confirmed that conservation of edge part of image is achieved, and handle such process in personal computer.

I. 서 론

의료 영상의 정보 처리 기술과 첨단 기술의 발달로 인하여 각종 의료 영상 정보를 점차적으로 디지털 형태로 바뀌어 가고 있다. 의료 진단 영역에서 영상의 의존도는 컴퓨터 관련 기술의 발전과 더불어 더욱 증가되고 있으며, 영상 진단은 기존 필름을 이용하는 방법에서 컴퓨터 모니터나 다른 진단기기의 모니터를 관찰하는 방법으로 점차 바뀌어지고 있어 방사선학 분야에서도 디지털 방사선사진 촬영장치가 많이 개발되어 상용화 되고 있으며 의학, 치의학 분야에도 디지털 영상을 이용한 진단기기들이 개발되어 유용하게 이용되고 있다.[4]

영상은 일반적으로 영상을 저장하고 표현하는 방식에 따라서 아날로그 영상은 물리적 매체 위에 비가역적인 형태로 저장되는 반면, 디지털 영상은 정보 형태로 저장되며 이를 가공하여 모니터 상이나 프린터를 이용한 인쇄물로 관찰할 수 있다.[6] 따라서 관찰자는 디지털 영상의 다양한 영상처리기기를 이용하여 보다 정확하며 많은 진단정보를 얻을 수 있다. 디지털 흑백 의료 영상을 획득, 전송, 저장하기 위한 멀티미디어 서비스가 국내외적으로 상용화되고 있다. 하지만 여전히 데이터를 디지털화하는 과정에서 여러 가지 원인에 의해 많은 잡음등이 발생하고 있으며, 이러한 잡음 제거와 영상 개선을 위한 연구는 계속되고 있다.

이와 같이 방사선 아날로그 영상 즉 방사선 필름을 디지털화하였을때 낮은 신호 대 잡음비, 낮은 해상도, 영상의 밝기가 어두울 뿐만아니라 임펄스 잡음이 많아 영상의 화질이 떨어지는 단점이 있다.[11] 이러한 디지털 영상의 화질 문제를 개선하고자 본 연구는 영상처리 알고리즘을 적용하여 디지털 의료 영상의 에지(Edge) 정보의 보존과 잡음 제거 및 명암의 개선을 위한 효과적인 의료 영상 시스템을 제안하였다.

디지털 의료 영상에서 웨이브렛 변환의 전처리 과정으로 영상이 가지고 있는 중요한 정보인 에지를 보존하기위해 가중치 매디안 필터(Weighted median filter)[10]를 사용하였고, 이렇게 전처리 필터링을 거친 영상을 가지고 웨이브렛 분해와 잡음 제거 알고리즘을 구현하였다.

일반적으로 신호를 웨이브렛 변환하는데 필터 뱅크(Filter bank)가 사용된다. 만일 본래

신호에 잡음이 섞여 있다면, 필터 बैं크를 통과하여 얻게 되는 웨이브렛 변환 계수 역시 잡음 성분을 포함하게 된다.[3,13,14] 이러한 잡음 성분을 제거하는 방법으로 최종단에서 얻은 웨이브렛 변환 계수들을 적절한 기준값과 비교하여 잡음이라고 판단되는 각 대역별로 분해된 웨이브렛 계수 값들의 통계적 분포를 이용하여 임계치(Threshold)를 정하고, 잡음 성분으로 추정되는 계수들을 영(Zero)으로 치환하거나, 잘라 버리는 과정을 통해 복원된 영상은 잡음이 없어지는 장점을 가지게 되는 강한 임계화(Hard thresholding) 방법을 사용하였다.

이렇게 웨이브렛 영역에서 처리된 영상을 역변환시켜 복원한 뒤에 명암의 개선을 위해 히스토그램 평활화(Histogram equalization)을 행하여 영상의 질을 높였다. 그 결과 제안한 방법을 디지털 방사선 영상에 적용하여 에지 부분의 보존과 잡음 성분의 제거 그리고 명암의 개선이 이루어짐을 확인하였고, 이와 같은 과정을 퍼스널 컴퓨터에서 처리 할 수 있는 의료 영상 시스템을 구현하였다.

이렇게 함으로서 병원에서의 PACS(Picture Archiving and Communications System)의 필요성을 갖고 있으나 경제적인 문제로 인하여 향후 PACS 도입하기가 어려움이 있는 병원에서는 고가의 장비를 구입을 할 수 없으므로 본 논문에서 제안한 의료 영상 시스템이 환자의 질병 진단에 도움이 될 것으로 보여진다.

논문 구성은 I장은 서론이며, II장에서는 이론적 배경인 웨이브렛에 대해 설명하였고, III장에서는 본 논문에서 사용된 웨이브렛 변환과 영상 처리 알고리즘의 처리 과정에 대해 소개하며 의료 영상 시스템을 하나의 시스템에서 구현하였고, IV장에서는 실험 결과 및 고찰, V장 결론, 그리고 마지막으로 참고문헌을 정리하였다.

II. 웨이브렛

웨이브렛 변환은 1910년의 Haar 웨이브렛으로 거슬러 올라가는 수학적 배경을 가짐과 동시에, 다해상도 필터 뱅크(Multiresolution filter bank)라는 신호 처리 방법을 이용한다.[8] 웨이브렛 변환의 기본 개념은 임의의 함수 $f(x)$ 를 시간-주파수 공간에서 동시에 국부성(Locality)을 갖는 웨이브렛 기저 함수의 선형 결합(Superposition)으로 표현하는 것이다.[1] 본 장에서는 잡음 제거등에 적용하고자하는 웨이브렛 변환의 기본 이론과 신호의 다해상도 분석을 이용한 웨이브렛 이론에 대해서 고찰한다.

2.1 웨이브렛

웨이브렛 변환은 1910년 Haar가 처음으로 고주파 해석을 위하여 푸리에 스펙트럼을 옥타브 밴드로 나눈 직교 웨이브렛을 만들었다. Morlet 등은 단일 원형 함수를 기초로 한 국부 푸리에 해석을 변형하여 지진과 연구에 웨이브렛을 이용하였다.[12]

Daubechies는 유한한 길이의 스케일링 함수 및 웨이브렛을 발생시킬 수 있는 Daubechies 웨이브렛을 제안하였고, Mallat등이 다해상도 이론을 발표한 후 웨이브렛 변환 이론은 크게 발전 및 응용이 되어지고 있다. 웨이브렛 이론은 초기에 수학적 문제를 다루기 위해 연구된 분야이지만, 공학분야에서도 필터 뱅크의 형태로 정리되었다. 웨이브렛 변환은 신호의 해석에 있어 주파수에 따라 신호의 시간 해상도를 달리하여 신호를 해석함으로 신호의 고주파 성분은 시간 해상도를 높여주며 비정체적인 신호 분석에 유리하다.[2,5]

웨이브렛은 모 웨이브렛(Mother wavelet)이라 불리는 함수의 천이와 스케일링(Scaling)을 통해서 생성되는 함수의 재귀적 집합으로 구성된다. 즉, 모 웨이브렛이라 불리는 원형의 웨이브렛의 수축과 팽창에 의해 얻어지는 웨이브렛들의 집합에 의해 구성된다.

모 웨이브렛은 다음과 같이 정의된다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \in R^+, b \in R \quad (1)$$

여기서 R 은 실수, R^+ 는 양의 실수이고 웨이브렛 함수 ϕ 는 기본적으로 평균이 영(Zero)인 함수로서 식(2)와 같다.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 0 \quad (2)$$

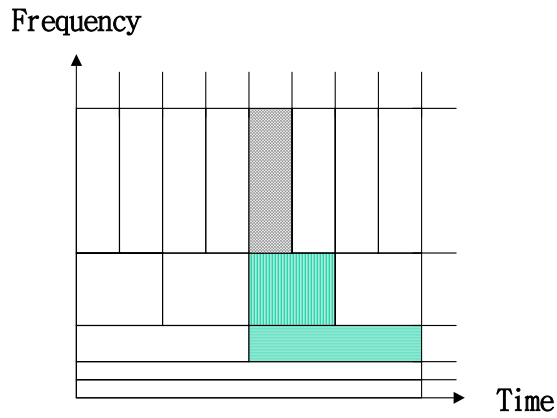
식(1)에서 $\phi(t)$ 는 모 웨이브렛, a 는 스케일링(Scaling) 변수이며, 웨이브렛 변환에서는 주파수라는 용어 대신에 스케일이라는 용어를 사용한다. 그리고 b 는 천이 변수를 나타낸다. 이때 함수 $f(t) \in L^2(R)$ 의 웨이브렛 변환은 웨이브렛 $\phi_{a,b}$ 와 $f(t)$ 의 곱의 적분으로 구하여진다. 여기서 $L^2(R)$ 은 실수 평면을 나타낸다.



$$Wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

여기서, $Wf(a, b)$ 는 함수 $f(t)$ 의 웨이브렛 변환이다.

신호처리에 주로 응용되는 웨이브렛은 주파수 영역에서 주파수 국부성을 갖는 대역통과 필터의 특성을 나타내고, 시간영역에서는 간결성을 가짐으로서 시간 윈도우와 같은 시간 국부성을 내포한다. Fig. 1에서처럼 식(3)에서 변수 a 가 감소하면 웨이브렛의 시간 국부성은 낮아지는 반면 주파수 국부성을 높아진다. a, b 를 축으로 2차원 평면에 웨이브렛 변환 값을 계조도나 색깔로 표현한 것을 스케일로그램(Scalogram)이라고 하며, 고속 푸리에 변환(STFT : Short Time Fourier Transform)의 스펙트로그램(Spectrogram)과 유사한 해석을 함으로서 신호의 시간-주파수 특징을 나타낼 수 있다. Fig. 1에서 (a)는 웨이브렛 변환에 의해 시간-주파수 평면이 각각 다른 창 크기 나뉘어진 것을 나타내고, (b)는 (a)에 표시된 각 영역에 대한 주파수를 표현한다.



(a) Coverage of the time-frequency plane



(b) Typical basis

Fig. 1 Basis functions and time-frequency resolution of wavelet transform

일반적으로 영상에서 에지 등과 같은 높은 주파수를 갖는 신호들은 넓은 공간에 분포한다. 이러한 특성을 나타내는 신호를 분석하기 위해 고정된 윈도우를 갖는 고속 푸리에 변환(STFT)를 사용하는 것보다 높은 주파수일 때는 시간영역에서 작은 윈도우를 갖고 낮은 주파수일 때는 넓은 윈도우를 갖는 가변 윈도우를 적용하는 것이 시간-주파수 해상도의 관점에서는 유리하다.

2.2 푸리에 변환과 단시간 푸리에 변환

신호를 분석하기 위해 가장 폭넓게 쓰이는 것은 푸리에 변환이다. 푸리에 변환은 입력 신호에 대하여 전 구간에 대해서 적분을 하기 때문에 정상적인 신호에 대해서는 정확한 주파수 특성을 알 수 있다. 그러나 비정체적인 신호에 대해서는 그 신호에 대한 주파수 특성은 알 수 있지만 시간에 대한 주파수별 특성을 갖는 신호를 해석하기 위해서는 시간과 주파수를 동시에 표현하는 방법이 필요하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 창함수 $w(t)$ 를 사용하여 $w(t)e^{-j\omega t}$ 와 같이 국부적으로 존재하는 함수를 만든다. 이것을 사용하여 수정한 푸리에 변환을 고속 푸리에 변환(STFT : Short Time Fourier Transform)이라 부른다.

Gabor는 창함수로 가우스 함수 e^{-t^2} 을 사용하여 다음과 같은 단시간 푸리에 변환을 고려하였다.

$$F(w, b) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2\sqrt{\pi\xi}} e^{-\frac{(t-b)^2}{\xi}} e^{-j\omega t} f(t) dt \quad (4)$$

여기서 ξ 은 실수이고 이 값을 미리 선정하여 놓는다. 식(4)을 Gabor변환이라 부르고 $F(w, b)$ 는 신호 $f(t)$ 를 시간과 주파수 평면에 표현한다. 식(4)에서처럼 시간축으로 일정하게 이동하는 시간 윈도우를 적용하고 푸리에 변환을 수행함으로써, Fig. 2와 같은 신호에 대한 스펙트로그램이라고 하는 시간-주파수 표현을 얻을 수 있다. 시간축으로 이동하는 윈도우에 의해 시간 국부성을 확보하고, 이것을 푸리에 변환해서 주파수 특성을 파악함으로써 시변 주파수 특성을 해석할 수 있다.

푸리에 변환에서와 같이 고속 푸리에 변환은 윈도우에 의해 결정되는 시간-주파수간의 국부성이 상충관계(Trade-off)를 갖는다. 시간 영역에서 버팀을 작게해서 해상도를 높이면 주파수 영역에서의 해상도는 낮아지고, 주파수 영역에서의 해상도를 높이면 시간 영역에서의 해상도가 낮아진다. 따라서, 비정체적인 특성을 갖는 신호를 효율적으로 분석할 수 없다는 결점이 있다. 이 결점을 보완하기 위해서 신호의 다중해상도 표현이 가능한 웨이

브릿 변환이 발전하였다. Fig. 2에서 (a)는 창함수에 의해 시간-주파수 평면이 일정한 창
 의 크기로 나뉘어진 것을 나타내고, (b)는 (a)에 표시된 각 영역에 대한 주파수를 표현한
 다.

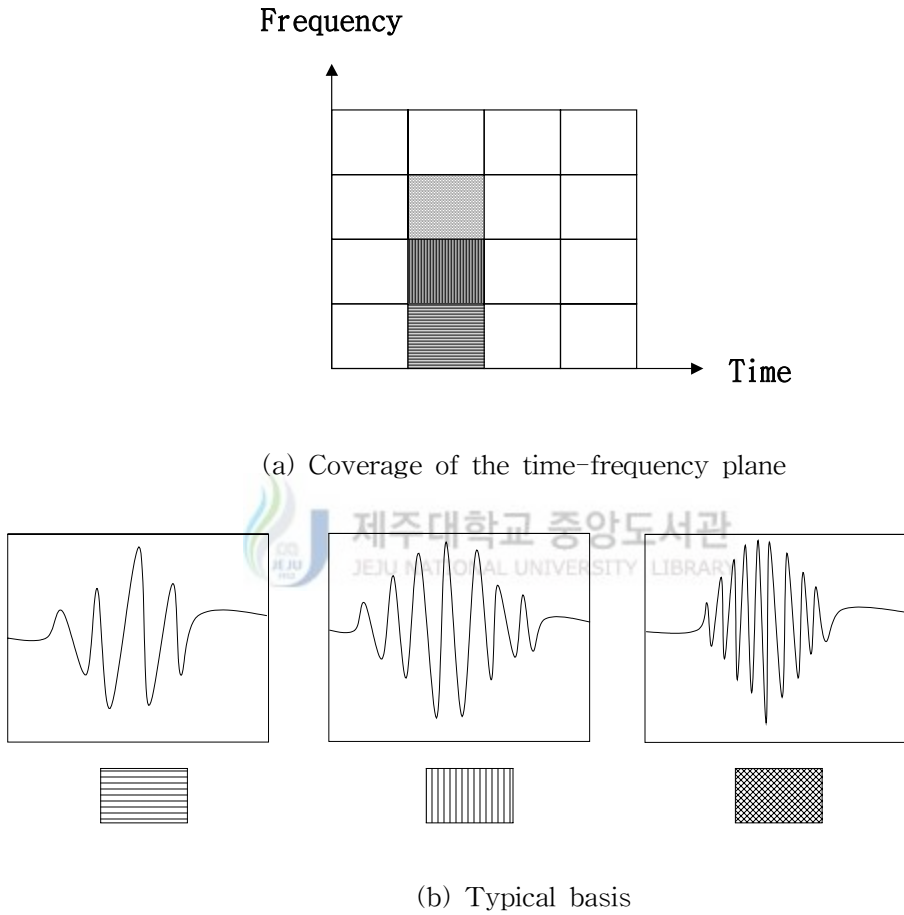


Fig. 2 Basis functions and time-frequency resolution of STFT

2.3 다해상도 분해

신호의 다해상도 표현은 신호 $x(t)$ 를 일련의 내포 부공간 $V_m \subset L^2(R)$, $m \in Z$ 상으로 투영시킴으로써 이루어진다. 여기서 Z 는 정수이다. 신호 $x(t)$ 의 다해상도 표현 $x_m(t)$ 와 내포 부공간들의 관계는 식(5)와 같다.

$$V_m \subset V_{m-1}, \quad m \in Z \quad (5-1)$$

$$\bigcap_m V_m = \{0\} \quad (5-2)$$

$$\bigcup_m V_m = L^2(R) \quad (5-3)$$

$$x(t) \in V_m \leftrightarrow x(2t) \in V_{m-1} \quad (5-4)$$

$$x_m(t) = \sum_{m, n} \langle x(t) \cdot \phi_{m, n}(t) \rangle \phi_{m, n}(t) \quad (5-5)$$

여기서 m 은 스케일링 변수이고, n 은 시간 천이 변수이다. 또한, 부공간 V_0 의 정규 직교 기저 $\phi(t-n)$, $n \in Z$ 를 생성하는 스케일링 함수 $\phi(t)$ 가 존재한다. 이러한 각 내포 부공간의 기저들은 식(6)에서와 같이 스케일링 함수를 시간 천이 및 스케일링을 통해 생성된다.

$$\phi_{m, n}(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n), \quad m, n \in Z \quad (6)$$

신호를 높은 해상도 공간 V_{m-1} 에서 낮은 해상도 공간 V_m 으로 근사화할 때, 정보의 손실이 발생하는데, 이러한 신호를 잔여 신호(Residual signal)라고 하며, V_m 의 직교 여부공간 W_m 상에 존재한다. 상하위 해상도 공간과 직교하는 공간 사이의 관계는 식(7)과 같

고, Fig. 3에서 이상적인 저대역 부공간 V_m 와 밴드대역 부공간 W_m 들의 스펙트럼을 나타내었다.

$$V_{m-1} = V_m \oplus W_m, \quad V_m \perp W_m \quad (7)$$

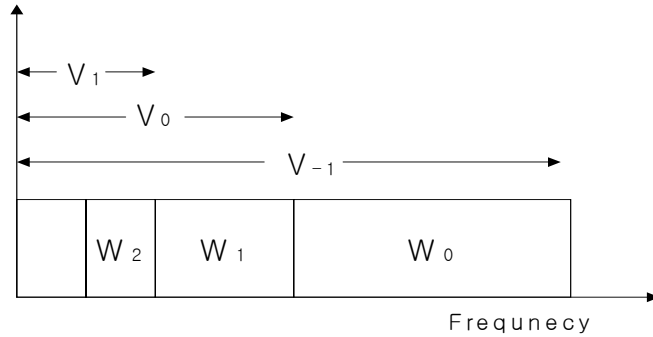


Fig. 3 Spectrum of V_m and W_m

부공간 V_m 의 스케일 함수 $\phi(t)$ 와 유사하게 부공간 W_m 을 구성하는 정규직교 기저가 존재하며 기저를 생성하는 모 웨이브렛 $\phi(t)$ 가 존재한다. 식(8)에서와 같이 각 부공간의 기저는 웨이브렛 $\phi(t)$ 을 스케일링과 시간 천이를 수행함으로써 생성된다.

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2}\phi(2^{-m}t-n), \quad m, n \in Z \quad (8-1)$$

$$x_{m-1}(t) = x_m(t) + r_m(t) \quad (8-2)$$

$$r_m(t) = \sum_n \langle x(t), \phi_{m,n}(t) \rangle \phi_{m,n}(t) \quad (8-3)$$

여기서 $r_m(t)$ 는 V_m 의 직교 여 부공간 W_m 상에 존재하는 잔여신호이다.

하나의 해상도 부공간은 더 낮은 해상도 부공간과 직교 여 부공간으로 표현 가능하고,

반복 적용을하면 여 부공간만으로 표현이 가능하다. 따라서, 식(9)와 같이 신호 $x(t)$ 는 W_m 의 기저들로 표현할 수 있다.

$$V_m(t) = W_m \oplus W_{m-1} \oplus W_{m-2} \cdots \quad (9-1)$$

$$L^2(R) = \bigcup_m (\oplus W_m), \quad m \in Z \quad (9-2)$$

$$x(t) = \sum_{m,n} \langle x(t), \phi_{m,n}(t) \rangle \phi_{m,n}(t) \quad (9-3)$$

한편 $\phi(t) \in V_m$ 이면 $\phi(2t) \in V_{m,n}(t)$ 이고, 식(10)과 같은 관계를 만족한다.

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_n h(n) \phi(2t-n), \quad n \in Z \quad (10-1)$$

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_n g(n) \phi(2t-n), \quad n \in Z \quad (10-2)$$

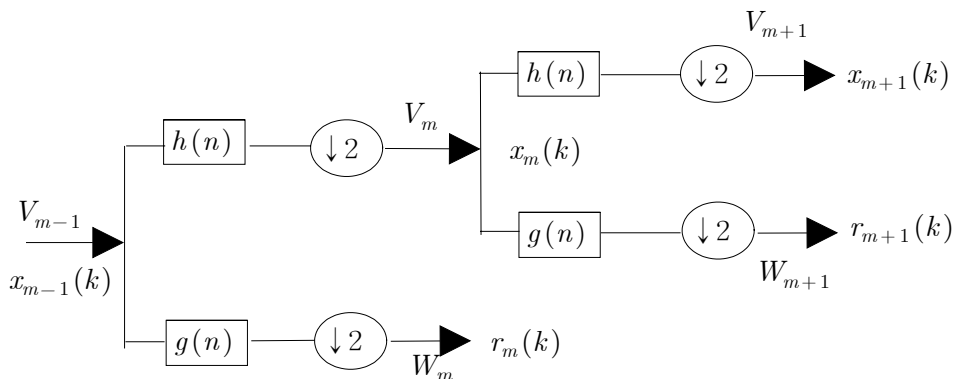
$$\sum_n h(n) = \sqrt{2} \quad (10-3)$$

$$g(n) = (-1)^n h(1-n) \quad (10-4)$$

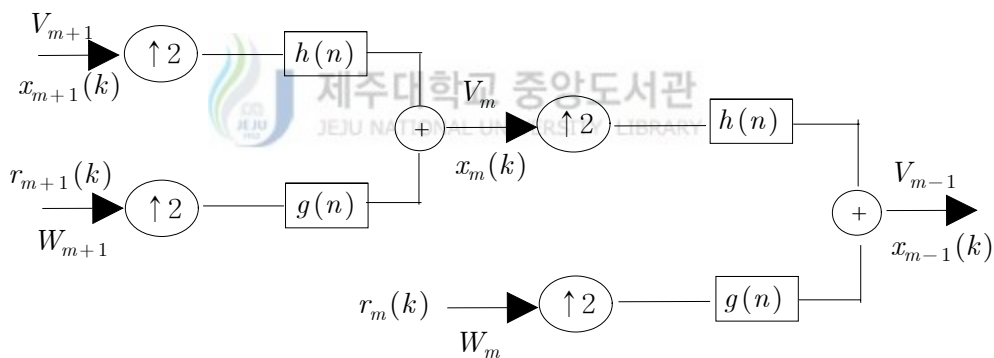
$$\sum_n g(n) = 0 \quad (10-5)$$

신호 $x(t)$ 에 대해 $c_{m,n} = \langle x(t), \phi_{m,n}(t) \rangle$, $d_{m,n} = \langle x(t), \phi_{m,n}(t) \rangle$ 일 때, 부

공간 V_m , W_m 과 $h(n)$, $g(n)$ 간의 관계는 Fig. 4와 같이 2진 트리 구조를 형성한다.



(a) Wavelet analysis



(b) Wavelet synthesis

Fig. 4 Binary tree structure of analysis and synthesis of wavelet

Fig. 4에서 $h(n)$ 은 저역통과 필터이고 $g(n)$ 은 고역통과 필터이다. \uparrow 은 Upsampling을 나타내고 \downarrow 은 Downsampling을 나타낸다.

2.4 쌍직교 웨이브렛

영상 신호처리에 주로 사용되는 웨이브렛은 크게 직교 웨이브렛과 쌍직교 웨이브렛(Biorthogonal wavelet)의 두 개의 분류로 나눌 수 있다. 직교 웨이브렛은 직교 기저로부터 구현된다. 직교 웨이브렛은 분석 필터 बैं크와 합성 필터 बैं크가 똑같은 웨이브렛 함수로부터 유도된 것으로서, 각 대역의 임펄스 응답은 다음과 같은 관계식을 만족한다.

$$\langle h_i(n-2l), h_j(n-2k) \rangle = \delta_{ij} \delta_{kl} \quad (11)$$

여기서 h_i 는 분석 필터 बैं크이고 h_j 는 합성 필터 बैं크이다.

영상 부호화에 있어서 직교 웨이브렛의 가장 중요한 성질은 FIR(Finite Impulse Response)필터에 대응하는 옹골 버팀(Compact support)이다. 이러한 옹골 버팀 웨이브렛은 Daubechies에 의해 만들어졌고, Mallet에 의해 빠른 계산 알고리즘이 만들어졌다. 그러나, 이 직교 웨이브렛의 가장 큰 단점은 비대칭성에 있다. 이러한 단점은 FIR 필터와 관련있는 비선형을 의미한다. 따라서 웨이브렛 부밴드의 경계부분에 에러(Error)가 생긴다.

완전 재구성 특성을 만족하는 유한 차수의 필터가 Daubechies에 의해 설계되었지만 대칭성은 불연속적인 Haar 기저 이외에는 만족시킬 수 없다. 이로 인해 정규 직교 조건을 완화하고 쌍직교성(Biorthogonality) 조건을 만족하도록 하는 쌍직교 웨이브렛이 만들어지고 있다. 쌍직교 웨이브렛은 분석 필터 बैं크와 합성 필터 बैं크가 각각 다른 웨이브렛 함수로부터 유도된 경우로 각 대역간이 직교성이 성립한다. 쌍직교 웨이브렛은 대칭성과 옹골 버팀의 성질 모두를 만족한다.

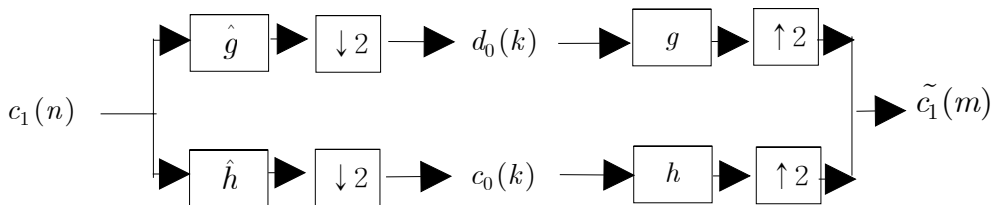


Fig. 5 2-Channel biorthogonal wavelet filter bank

Fig. 5는 2채널 쌍직교 웨이브렛 필터 बैं크를 나타낸 것이다. 입력단에 $c_1(n)$ 의 신호가 입력되었을 때 분석필터 बैं크의 출력은

$$c_0(k) = \sum_n \tilde{h}(2k-n)c_1(n), \quad d_0(k) = \sum_n \tilde{g}(2k-n)c_1(n) \quad (12)$$

이고, 합성필터 बैं크의 출력은 식(13)으로 나타낼 수 있다.

$$\tilde{c}_1(m) = \sum_k [h(2k-m)c_0(k) + g(2k-m)d_0(R)] \quad (13)$$

위 식(12)를 식(13)에 대입함으로서 합성필터 बैं크의 출력을 구할 수 있다.

$$\tilde{c}_1 = \sum_n \sum_k [h(2k-m)\tilde{h}(2k-n) + g(2k-m)\tilde{g}(2k-n)]c_1(n) \quad (14)$$

식(14)에서 완전복원을 위해 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$\tilde{c}_1(m) = c_1(m) \quad (15)$$

$$\sum_k [h(2k-m)\tilde{h}(2k-n) + g(2k-m)\tilde{g}(2k-n)] = \delta(m-n) \quad (16)$$

식(15), (16)의 조건으로부터 4개의 필터들은 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\tilde{g}(n) = (-1)^n h(1-n), \quad g(n) = (-1)^n \tilde{h}(1-n) \quad (17)$$

식(17)을 식(16)에 대입하면 식(18)과 같은 결과를 얻는다.

$$\sum_n \tilde{h}(n)(n+2k) = \delta(k) \quad (18)$$

즉, 직교인 경우 $h(n)$ 은 자신의 짝수 천이된 것과 직교인 반면 쌍직교인 경우 h 와 \tilde{h} 가 직교이다.

2.5 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 다해상도 표현

영상과 같은 2차원 신호를 웨이블릿 변환하면 4개의 성분으로 나누어진다. 나누어진 영상은 에너지 분포가 가장 높은 저 레벨 대역과 수평성분, 수직성분, 대각성분으로 구성된다.

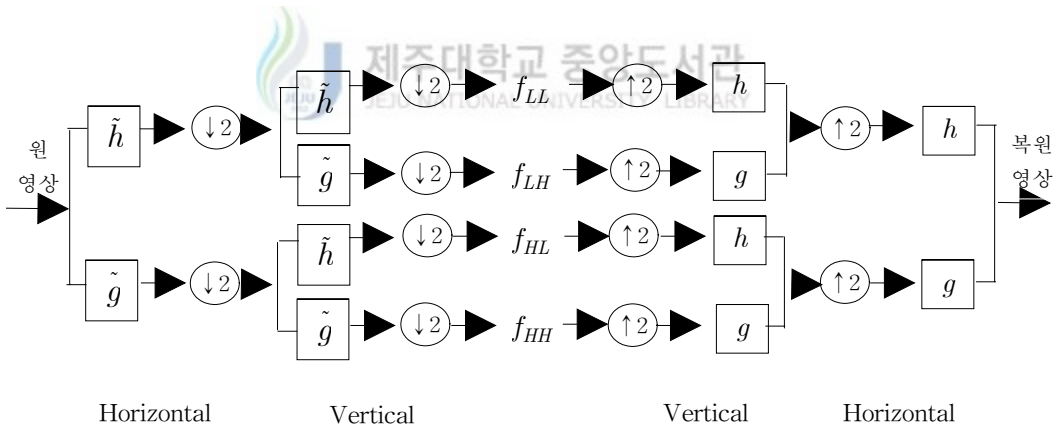


Fig. 6 2-Dimension wavelet transform block diagram

Fig. 6은 웨이블릿 변환을 이용하여 2차원 신호가 다해상도로 변환되는 과정이다. 임의의 영상 $f(x, y)$ 는 수평 방향으로 필터링되어 저주파 성분인 $f_L(x, y)$ 와 고주파 성분인 $f_H(x, y)$ 로 나누어지고 $f_L(x, y)$ 와 $f_H(x, y)$ 의 대역은 원 신호의 반이기 때문에 수평 방향으로 Downsampling을 해준다. 그리고 $f_L(x, y)$ 와 $f_H(x, y)$ 을 다시 수직 방향으로 필터링함으로써

4개의 부영상을 얻는다. 즉, f_{LL} , f_{LH} , f_{HL} , f_{HH} 4개의 부밴드 영상을 얻는다. f_{LH} 는 영상의 수평 성분을 강조하고, f_{HL} 은 수직 성분을, f_{HH} 는 대각 성분을 강조한다.[9,7]

2차원 영상의 복원은 각 방향의 세부적인 영상들을 수직 방향으로 Upsampling한 후 각각의 영상들을 수직 방향으로 적절히 필터링을 한다. 이런 과정이 다시 수평 방향으로 이루어져 최종적인 복원된 영상을 얻는다.

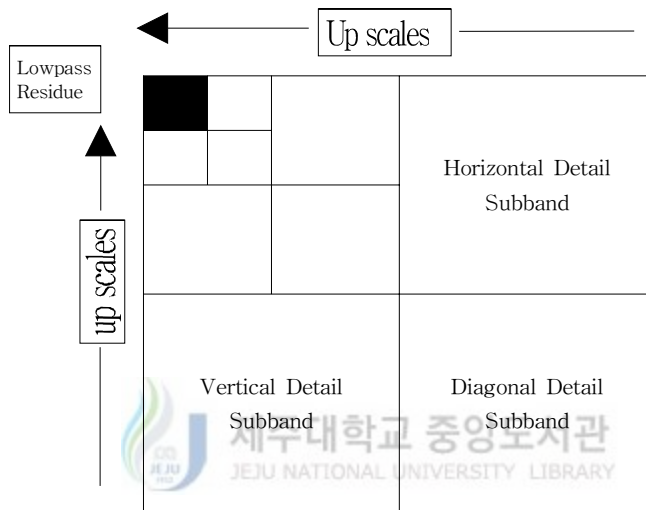


Fig. 7 Wavelet multiscale expression

Fig. 7에서 LL대역은 복원 영상에 미치는 영향이 가장 큰 대역으로서 원 영상 신호가 가지고 있는 에너지의 대부분을 포함하고 있다. 그리고, LH 대역은 영상의 수평 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타나고, HL 대역에서는 수직 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타나며, HH 대역에서는 대각 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타난다.

III. 알고리즘을 이용한 영상 처리

3.1 의료 영상에서의 잡음

일반적으로 잡음이 첨가된 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = x + n \quad (19)$$

여기서 x 는 원신호이고 n 은 잡음이다. n 은 시간적으로 서로 독립적이며 동일하게 분포된 잡음으로서 $N(0, \sigma^2)$ 의 정규분포를 갖으며 신호 x 에 독립적이다. 식(19)의 양변에 웨이브렛 변환을 취하여 신호 x 에 대한 웨이브렛 계수를 $\{s_{j,k}\}$, 잡음 n 에 대한 웨이브렛 계수를 $\{e_{j,k}\}$ 라 하고 잡음이 있는 신호 y 에 대한 웨이브렛 계수를 $\{w_{j,k}\}$ 라 하면 식(20)과 같이 $w_{j,k}$ 를 원래 신호 $s_{j,k}$ 와 웨이브렛 영역에서도 임펄스 잡음의 특성이 유지되는 잡음 $e_{j,k}$ 의 합으로 표현할 수 있다.

$$w_{j,k} = s_{j,k} + e_{j,k} \quad (20)$$

식(20)에서 최소 Risk 함수 $R(\hat{x}, x)$ 를 갖는 추정치 \hat{x} 를 찾는 문제는 신호와 잡음의 특성이 잘 분리된 웨이브렛 영역에서 최소 Risk 함수 $R(\hat{s}, s)$ 를 갖는 추정치 $\hat{s}_{j,k}$ 를 구하는 문제로 전환되어진다.

3.2 영상 처리 알고리즘

3.2.1 가중 메디안 필터(Weighted median filter)를 이용한 전처리

시각 체계에 민감한 의료 영상의 에지 부분을 보존하기에 뛰어난 메디안 필터(Median filter)의 특성과 가중 메디안 필터(Weighted median filter)를 이용해 의료 영상의 에지 정보를 보존에 대해서 설명한다.

서열 통계학(Order statistics)에 기초를 둔 필터들은 대부분 에지 보존에 있어서 우수한 결과를 가질뿐만 아니라, 영상에 따라 적응적으로 설계될 수 있다는 장점 때문에 기존의 선형 필터들이 사용될 수 없었던 다양한 응용분야에 사용될 수 있음은 물론, 특히 디지털 의료 영상 필터 영역에서는 매우 적합한 방법으로 인식되어 오고 있다. 이러한 필터중 가장 잘 알려진 것으로서 메디안 필터가 있다. 메디안 필터는 여러 목적으로의 적용성이 뛰어나고 처리 과정도 간단해서 다양한 영상 및 음성 신호처리 분야에 이용되어 왔다.

메디안 필터는 윈도우 내부의 계수를 크기별로 정렬한 후 중간값을 필터의 출력으로 하는 비선형 필터로 보통 잡음패턴이 스파이크(Spike)성분을 포함할 때 매우 효과적으로 알려져 있으며, 특히 에지를 잘 보존하는 성질을 가지고 있다. 메디안 필터를 이용하여 잡음을 필터링하는 식은 다음과 같이 정의되는데, 식(21)은 1차원 신호를 필터링하기 위한 수식이고, 식(22)는 2차원 신호에 대한 것이다.

$$y(i) = \text{med}\{x(i-v), \dots, x(i), \dots, x(i+v)\} \quad (21)$$

$$y(i, j) = \text{med}\{x(i+r, j+s), (r, s) \in A < (i, j) \in Z^2\} \quad (22)$$

여기서, A 는 필터의 윈도우이다. 그런데 일반 메디안 필터는 영상의 에지 성분을 잘 보존한다지만 윈도우 크기가 클 경우 스무딩 현상을 초래하는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해 본 논문에서는 가중 메디안 필터를 사용하여 윈도우 크기를 가변시키는 방법을 사용하였다.

보통 n 개의 검출신호 $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ 에 대한 기본적인 메디안 필터의 정의는 다음 식(23)와 같다.

$$med(x_i) = \begin{cases} x_{(k+1)} & n = 2k + 1 \\ \frac{1}{2}(x_{(k)} + x_{(k+1)}) & n = 2k \end{cases} \quad (23)$$

$x_{(k)}$ 는 크기가 k 번째 되는 값이다. 즉, 메디안 필터는 검출 신호들을 크기순으로 나열하였을 때 중앙 순서에 위치하는 값을 출력한다. 이진 신호를 가정하면 윈도우 내에서 전체 화소 개수의 반 이상인 신호를 필터링 하는 경우는 그 값을 유지하고 그렇지 않은 경우는 그 값을 제거한다. 따라서, 메디안 필터는 에지와 같이 급격히 변화하면서 일정 구간까지 값이 계속 지속되는 신호에 대해서는 경계 값을 그대로 유지하는 특성을 가질 수 있는 것이다. 이 경우 어느 정도까지 값이 지속되는 것을 에지로 판단하는가는 윈도우 크기가 결정하게 된다. 따라서 적응 필터링을 수행할 경우, 필터의 종류와 무관하게 공통적으로 가변 길이 윈도우(Variable-length window)를 사용할 수 있다.

그러나, 메디안 필터의 경우 가중치 메디안(Weighted median)을 사용하면 고정 크기 윈도우로도 적응성을 부여할 수 있고, 적응에서의 변화 정도도 가변 길이 윈도우를 사용하는 경우보다 뛰어나다.

일반적인 가중 메디안 필터는 식(24)과 같이 표시된다.

$$med_{wM}(x_i) = med[w_1^* x_1, w_2^* x_2, \dots, w_n^* x_n] \quad (24)$$

기호 *는 단순한 반복을 의미하는 기호이다. 이는 윈도우 내의 화소 값들을 순서대로 나열하였을 때, 가중치가 크면 클수록 중앙 위치를 차지할 확률이 높아진다고 할 수 있다. 만일 w_i 가 다른 가중치 모두를 더한 것보다 크다면 메디안 값은 신호의 값에 상관없이 x_i 가 된다. 이렇듯 가중치가 큰 신호 값을 필터링 할 경우, 원 신호 값을 그대로 유지하는 결과를 가져온다. 이것이 적응성 필터 설계를 가능케 해주는 주된 특성이다.

윈도우 내에서 필터링 되는 화소는 윈도우의 중앙에 위치하는 화소이고, 이 중앙 화소의 가중치는 윈도우 내의 모든 가중치 중 가장 큰 값을 갖게 된다. 가중치를 결정하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있겠으나 본 연구에서는 구조가 간단하여 적용하기에 편리하고 계산상 이점도 있는 선형 가중법을 사용하였다.

선형 가중법은 가중치 집합내의 원소들이 중심 화소로부터 멀어짐에 따라 선형적으로 감

소하는 가중함수이다.

3.2.2 웨이브렛 변환

이산 웨이브렛 변환을 이용한 영상의 다해상도 분해에 사용되는 필터들은 완전 복원을 만족해야 하지만 필터 뱅크 구현시 양자화 에러가 발생한다. 따라서 응용 분야에 따라 선형성이 요구되는 경우 완전복원 조건을 제외해서 필터 설계의 자유도를 높일 수 있다. 영상 처리에 널리 이용되는 웨이브렛 관련 대표적인 필터 설계 방법으로는 Daubechies filter, Equiripple filter, Coiflets filter, Biothogonal filter, Johnstone's filter가 있다.

이 필터중에 Daubechies 함수의 우수한 규칙적인 특성과 수렴 비율, 국부성과 탄력성, 그리고 컴퓨터 실행에서의 간소성, Basic wavelet의 부드러움과 대칭성에서 뛰어난 기하학적인 특성과 수학적 특성들 때문에 Daubechies 함수에 기초한 신호의 다해상도 분석 (Multiresolution analysis)은 잡음 제거 알고리즘에 유용하게 사용된다.

Daubechies 함수는 영상 신호를 처리하기에 적절한 정규성(Regularity)이 높은 필터를 설계하였는데 설계 조건은 다음 세 가지와 같다.

- (1) $z = -1$ 즉, $w = \pi$ 에서 N 개의 Zero를 갖도록 $P_N(z)$ 를 설계한다.
- (2) 필터 $P_N(z)$ 에서 (1)로 설계된 부분 이외의 부분, 즉 $W(z)$ 에 진폭왜곡이 제거되도록 조건을 주어 삼각함수의 멱급수로 전개한다.
- (3) 설계된 필터 $P(z)$ 계수중 최소 위상 응답을 갖도록 계수를 선택한다.

이상의 과정은 식(25) ~ (43)과 같다.

$N \geq 2$ 일때의 해를 구하면,

$$C(z) = \cos(\pi w) = \left(z^{-\frac{1}{2}} + z^{\frac{1}{2}} \right) / 2 \quad (25)$$

$$S(z) = \sin(\pi w) = \left(z^{-\frac{1}{2}} - z^{\frac{1}{2}} \right) / 2i \quad (26)$$

$$1 = (C^2 + S^2)^{2N-1} = \sum_{k=0}^{2N-1} \binom{2N-1}{k} \quad (27)$$

$$C^{4N-2-2k}(1-C^2)^{2k} \geq 0 \quad (28)$$

여기서 $|P(z)|^2$ 을 $P_N(C)$ 의 형태로 표현하면,

$$P_N(C) = C^{2N} W_N(S) = \left(\frac{1+Z}{2} \right)^{2N} W_N(S) \quad (29)$$

$$W_N(S) = \sum_{k=0}^{N-1} \binom{2N-1}{k} (1-S^2)^{N-1-k} S^{2k} \geq 0 \quad (30)$$

$$W(z) = \sum_{n=0}^{N-1} w_n z^n, \quad |W(z)|^2 = W_N(S) \quad (31)$$

여기서 $N=1$ 이면, Haar system에 해당된다.

$$P(z) = \left(\frac{1+z}{2} \right)^N W(z) = \left(\frac{1+z}{2} \right)^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} w_n z^n \quad (32)$$

$$W(1) = 1 \equiv P(1) = 1 \quad (33)$$

$$P(z) = \frac{1+z}{2} = e^{-\pi w} \cos(\pi w) \quad (34)$$

$$P(z) = \frac{1-z}{2} = i e^{-\pi w} \sin(\pi w) \quad (35)$$

$$W_2(S) = 1 + 2S^2 = 2 - \frac{z + z^{-1}}{2} \quad (36)$$

$W(z) = a + bz$ 라 하면,

$$W(-z) = W(z)^* = a + bz^{-1} \quad (37)$$

$$|W(z)|^2 = (a + bz)(a + bz^{-1}) = a^2 + b^2 + ab(z + z^{-1}) \quad (38)$$

따라서 a, b 는 식(39) ~ (40)와 같이 결정된다.

$$a^2 + b^2 = 2, \quad ab = -\frac{1}{2} \quad (39)$$

$$a = \frac{1}{2}(1 \pm \sqrt{3}), \quad b = \frac{1}{2}(1 \mp \sqrt{3}) \quad (40)$$

$$W_{\pm z} = \frac{1}{2} [(1 \pm \sqrt{3}) + (1 \mp \sqrt{3})z] \quad (41)$$

$$P_{\pm z} = \frac{1}{2} \left(\frac{1+z}{2} \right)^2 [(1 \pm \sqrt{3}) + (1 \mp \sqrt{3})z] \quad (42)$$

여기서 $-$ 는 Maximum phase, $+$ 는 Minimum Phase 이다.

$N = 2$ 인 경우, 필터의 계수값은 식(43)과 같다.

$$\frac{1}{2} [1 \ 2 \ 1]^* [1 \pm \sqrt{3} \quad 1 \mp \sqrt{3}] = \frac{1}{2} [1 \pm \sqrt{3} \quad 3 \pm \sqrt{3} \quad 3 \mp \sqrt{3} \quad 1 \mp \sqrt{3}] \quad (43)$$

3.2.3 제안 임계치 적용기법

추정치 $s_{j,k}$ 를 구하는데 임계치 기법은 Donoho등이 제안한 부드러운 임계화 (Soft-thresholding)와 강한 임계화(Hard-thresholding) 방법을 사용하여 웨이브렛 영역에서 잡음을 제거하였다. 이 방법을 수식적으로 표현하면 웨이브렛 계수 $w_{j,k}$ 와 임계치 λ 에 대해 Soft-threshold는

$$\hat{S}_{j,k} = T(w_{j,k}) = \begin{cases} w_{j,k} - \lambda & \text{if } w_{j,k} > \lambda \\ 0 & \text{if } |w_{j,k}| \leq \lambda \\ w_{j,k} + \lambda & \text{if } w_{j,k} < -\lambda \end{cases} \quad (44)$$

Hard-threshold는

$$\hat{S}_{j,k} = T(w_{j,k}) = \begin{cases} w_{j,k} & \text{if } |w_{j,k}| > \lambda \\ 0 & \text{if } |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (45)$$

여기서 λ 는 임계치이며, 그 값은 $\sigma\sqrt{2\log(n)}$ 이다. σ 는 잡음의 표준편차이고 n 은 원 신호의 길이이다. 이와 같이 추정된 $\hat{S}_{j,k}$ 를 역웨이브렛 변환하면 원 신호 x 에 대한 추정치 \hat{x} 를 얻는다. 이러한 임계치 기법을 웨이브렛 변환에 이용하면 분해된 부밴드 영상들을 서로 다른 통계적인 특성을 갖는다.

다른 단계의 부밴드 영상 계수들의 절대치 간에도 일정한 상관성이 존재하는데, 약 0.3dB정도의 값을 갖는 것으로 알려져 있다. 임계치(Threshold) 기법으로는 기존에 Donoho등이 제안한 영상을 다해상도로 분해 했을 때 각 대역 성분의 특성이 나타나는 부드러운 임계화(Soft-thresholding)와 강한 임계화(Hard-thresholding)기법이 있다. 이 기법들은 영상의 잡음과 에지 검출을 하는데 어느 정도 우수한 성능은 보였으나, 디지털 의료 영상의 특징을 고려하여 각 대역별 특성을 이용한 강한 임계화(Hard-thresholding)기법을 웨이브렛 변환에 적용하여 다해상도로 분해한다.

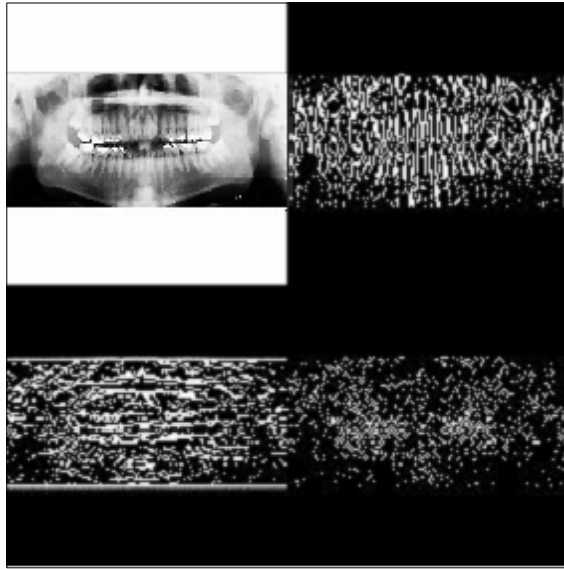


Fig. 8 Multiresolution of the image by wavelet

앞서 그림 Fig. 8에서 보았듯이 웨이브렛 변환을 이용하여 영상이 다해상도로 분해된 대역인 LL밴드, LH밴드, HL밴드, HH밴드들은 각기 다른 통계적 특징을 가지고 있다. LL밴드 영상은 저주파 통과 필터를 거친 영역으로서 원래 영상보다 해상도가 반으로 줄어든 결과를 갖는다.

그러나 원 영상 신호가 가지는 에너지의 대부분을 가지고 있기 때문에 복원 영상에 미치는 영향이 가장 큰 대역이다. 그리고, LL밴드 영상의 특성에 비해 비교적 중요하지 않은 LH밴드는 영상의 수평 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타나고, HL밴드에서는 수직 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타나고, HH밴드에서는 대각 에지에 해당하는 고주파 성분이 나타난다. 이러한 특성을 이용하여 LH밴드, HL밴드, HH밴드들은 웨이브렛 계수가 잡음의 계수와 비슷하다.

특히, HH밴드 대역은 영상의 대각 성분을 포함하고 있으나, 계수값들의 통계적 특성에 의하면 영(Zero)에 가까운 값을 가지고 있으며, 인접한 화소들과 상관관계가 매우 미약하다. 이것은 수직, 수평 방향의 에지를 포함하는 영상에 대해 웨이브렛 변환을 수행하면 변환 대역에서도 계수들이 에지의 방향으로 존재하지만, 대각선 성분은 영상에서 모서리와

같이 일정한 방향으로 존재하는 것은 아니기 때문이다. 이들 각 대역의 웨이블릿 변환 계수가 잡음의 웨이블릿 변환 계수와 비슷하여 잡음에 많이 손상되어 있다.

그러나, 상대적으로 중요한 정보를 담고 있는 LL밴드의 웨이블릿 변환 계수는 잡음의 웨이블릿 변환 계수보다 큰 계수가 많아 잡음에 의한 손상이 작다. 따라서 임계치보다 큰 절대값을 가진 계수들을 남겨두고 임계치보다 작은 절대값을 가진 계수들은 없애고 각 밴드의 웨이블릿 계수와 잡음 계수의 차를 이용하는 강한 임계화(Hard-thresholding)기법을 적용한다. 이 과정은 Fig. 9에 나타나있다.

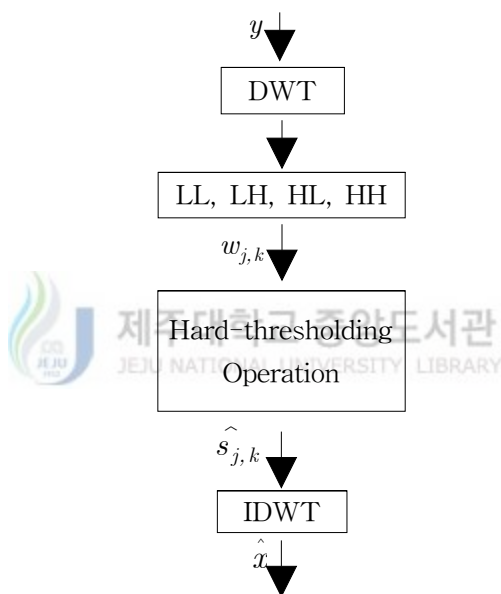


Fig. 9 Block diagram of the proposed method

Fig. 9을 보면 잡음이 첨가된 영상 y 를 웨이블릿 변환하여 다해상도 분해한다. 그 다음 LL, LH, HL, HH대역의 웨이블릿 변환된 계수 $w_{j,k}$ 에 강한 임계치(Hard-threshold) 기법을 적용하여 잡음의 제거된 추정 웨이블릿 계수 $\hat{s}_{j,k}$ 를 얻는다 마지막으로 이 계수를 역 웨이블릿 변환하면 잡음이 제거된 추정 영상 신호 \hat{x} 를 얻는다

3.2.4 히스토그램 평활화(Histogram equalization)

히스토그램이란 영상 또는 영상의 일부에 대한 픽셀 강도 값의 분포 그래프이며, 영상의 전반적인 밝기와 콘트라스트에 관한 많은 정보를 포함하고 있다.

디지털 영상에서의 히스토그램은 영상의 그레이 레벨(Gray level)들의 발생 빈도를 의미하며, 이산 함수의 막대 분포도로 표현된다.

예를 들어 공간 해상도가 $N \times N$ 인 영상이 L 개의 그레이 레벨을 가지고 있고, 그 값을 각각 $[x_0, x_1, \dots, x_{L-1}]$ 라 하면 특정 그레이 레벨 x_k 가 발생할 확률은 식(46)과 같이 표현된다.

$$P(x_k) = \frac{n_k}{n} \quad (46)$$

식(46)에서 n_k 는 영상에서 특정 그레이 레벨 x_k 를 가지고 있는 화소의 수를 의미하며, n 은 영상에 있는 전체 화소 수이다. 여기서 히스토그램은 영상 내에서 특정 화소 값이 발생할 확률 $P(x_k)$ 에 x_k 의 도표를 의미한다. 따라서 영상을 이루는 픽셀 값의 동적범위는 쉽게 식별할 수가 있다.

이것의 종축은 각 그레이 레벨을 나타내는 화소의 출현 빈도수이고, 횡축은 각 그레이 레벨 값에 대응되는 값으로 구성되어 있다. 조명이 어두운 상태에서 얻은 영상에 대해서는 그레이 레벨의 분포가 작은 값에 편중되어 나타나며, 밝은 상태에서 얻은 영상에 대해서는 그레이 레벨의 분포가 큰 값에 편중이된다. 그리고, 그레이 레벨의 분포가 특정 값의 주변에 편중되어있는 저대비(Low-contrast)영상은 전반적으로 어두운 회색으로 나타나고, 그레이 레벨의 분포가 고루 퍼져있는 고대비(High-contrast)영상이 된다.

히스토그램 평활화는 출력영상의 히스토그램을 표준 확률분포 함수로 개선을 한다. 또한 영상처리에는 확률 밀도 함수(Probability density function)가 중요하게 쓰이는데, 확률밀도 함수란 영상에서 각 화소가 나타내는 그레이 레벨의 빈도수이다. 따라서 히스토그램 평활화는 출력 영상의 히스토그램 분포가 균등하게 되도록 처리하는 것으로, 영상의 대비를 향상시켜 영상을 개선시킨다. 먼저 수식을 예로 들어 간단히 설명하면, 구간 $[0,1]$ 에서 연

속적인 그레이 레벨 x 에 대한 변환 $y = T(x)$ 를 정의하고 변환 y 가 균일한 분포를 갖도록 하는 것이 히스토그램 평활화 기법이다. 즉 y 에 대한 확률 밀도 함수가 $p_y(y) = c$ (c 는 상수)를 성립되도록 히스토그램을 처리하는 것이다.

변환함수 $T(x)$ 에 대해서는 다음과 같은 조건을 만족한다고 가정한다.

(1) $T(x)$ 은 구간 $[0,1]$ 내에서 단조증가하며 화소 x 에 대해 변환된 y 는 일대일로 대응한다.

(2) $0 \leq x \leq 1$ 에 대해 $0 \leq T(x) \leq 1$ 이다.

여기서 x 에 대한 확률 밀도 함수인 $P_x(x)$ 와 $T(x)$ 가 정의되고 역변환 함수인 $T^{-1}(y)$ 가 y 에 대한 위 조건 (1)을 만족한다면 y 에 대한 확률 밀도 함수인 $P_y(y)$ 는 식(47) 과 같이 표현된다.

$$P_y(y) = \left[P_x(x) \frac{dx}{dy} \right]_{x=T^{-1}(y)} \quad (47)$$

히스토그램 평활화를 위해서 y 에 대한 확률 밀도 함수가 구간 $[0,1]$ 사이에서 균등한 확률 밀도 함수 $P_y(y) = 1$ 를 갖는다면 식(47)로부터 식(48)과 같은 누적분포함수 (Cumulative distribution function, CDF)를 변환 함수로 갖게 된다.

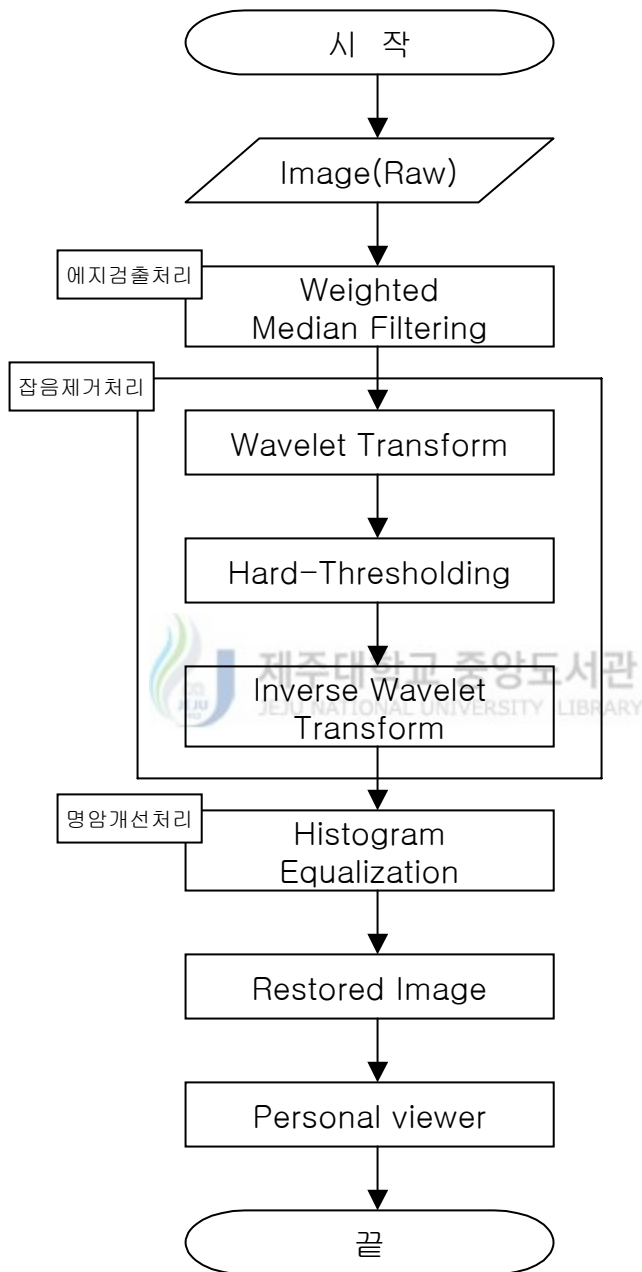
$$y = T(x) = \int_0^x p_x(t) dt \quad (48)$$

여기서 t 는 적분을 위한 가변수(Dummy variable)이다.

식(48)를 디지털 의료 영상 처리에 사용하기 위해 이산 함수(Discrete function)형태로 바꾸면 다음 식(49)와 같다.

$$y_k = T(x_k) = \sum_{j=0}^k p_x(x_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (49)$$

3.3 알고리즘 흐름도



3.4 의료 영상 시스템의 구현

의료 영상 시스템은 윈도우즈 환경에 기반을 두고 있으며, GUI(Graphic User Interface) 환경의 친숙한 인터페이스로 사용자에게 빠르고 간단하게 영상 처리나 관련 기능을 사용할 수 있도록 제공하며, 본 연구에서 세가지 영상 처리 알고리즘들을 이용하여 구현하였다. 구현한 의료 영상 시스템은 입력 영상을 처리한 후, 자체에서 기본적으로 영상 처리가 가능하도록 메뉴 구성과 각 메뉴에 해당하는 기능들을 구현하였는데, 사용자는 화면 상단의 주 메뉴와 그 아래쪽의 주 툴바를 이용하여 영상과 알고리즘을 읽어들이고, 영상처리를 수행할 수 있으며, 또한 자주 쓰이는 메뉴 기능에 대해서는 기능 툴바에 위치한 단축 버튼 아이콘을 클릭함으로써 주 메뉴를 열지 않고도 빠르게 기능을 불러 쓸 수 있다.

의료 영상 시스템의 주 화면에는 사용자가 읽어들이는 영상 뿐만 아니라 각각의 정보 창은 주 메뉴, 또는 주 화면 하단에 있는 기능 윈도우 토글 버튼을 이용하여 쉽게 여닫을 수 있으며, 최하단에는 상태바가 위치한다.



본 논문에서 구현한 영상 처리 시스템의 세부적인 기능을 설명하면 다음과 같다.

(1) 파일 메뉴는 새로운 영상을 읽어들이거나, 제안한 알고리즘은 이용한 영상의 새로운 변환 작업을하며, 영상을 저장하는 기본적인 파일 입출력, 선택 영상의 종료 또는 영상 처리시스템의 종료를 담당하는 메뉴이다.

(2) 편집 메뉴는 클립보드로 영상의 데이터를 복사하거나 클립보드에 있는 영상 데이터를 가져오는 기능을 제공하는 메뉴이다.

(3) 보기 메뉴는 화면에 나타나 있는 영상에 대하여 크기의 변환이나, 영상을 90/180/270도로 회전시켜 새로운 영상을 생성하는 기능을 하는 메뉴이다.

(4) 확대/축소 메뉴는 입력 영상을 받아 원하는 크기로 확대 및 축소를 행하여 새로운 영상을 생성하는 기능을 하는 메뉴이다.

IV. 구현 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 의료 영상의 인식과 특징 추출 위한 의료 영상 시스템의 구현은 효율적인 영상의 개선 처리 결과를 보여줌을 목표로 한다.

이 장에서는 3장에서 제안된 입력 영상의 전처리로 가중 메디안 필터(Weighted median filter)를 이용한 처리하였고, 다분해 해상도를 위한 웨이브렛 변환을 이용하였으며, 마지막 처리로 웨이브렛 영역에서 처리된 영상을 역변환시켜 복원한 뒤에 명암의 개선을 위해 히스토그램 평활화(Histogram equalization)을 행하여 영상의 질을 높이는 처리를 적용하여 효율적으로 개선된 의료 영상을 보여주었다.

4.1 실험 환경



본 논문에서는 방사선 의료 영상인 치아 영상을 가지고 모의실험을 하였으며, 영상의 크기는 256×256 인 그레이(Gray)영상으로 명도는 0~255의 값을 가지고 있다. 그리고, 전체 시스템을 관리하는 컴퓨터 시스템은 pentium 4 시스템에서 실험하였다.

Table. 1은 의료 영상 시스템의 실험에 사용된 실험 환경과 영상에 대하여 요약한 것이다.

Table 1. 시뮬레이션 환경

시스템 사양	Pentium 4 2.2GHz, 512MByte, 40GByte
운영 체제	한글 Windows XP
프로그램 언어	Visual C++ 6.0
처리 영상의 수	3개(치아영상 I, II, III)
입력 영상의 해상도	256×256
입력 영상 파일 포맷	Raw

4.2 의료 영상 시스템의 실행

본 연구에서 제안된 방법을 의료 영상의 인식과 특징 추출 위한 과정을 퍼스널 컴퓨터에서 처리할 수 있는 시스템을 구성하고 알고리즘을 이용한 의료 영상 시스템을 구현하였다. 의료 영상 시스템의 실행 화면 그림은 Fig. 10에 나타나 있으며 화면에 보이는 영상은 의료 영상 처리의 입력 단계 영상을 보여주고 있다.

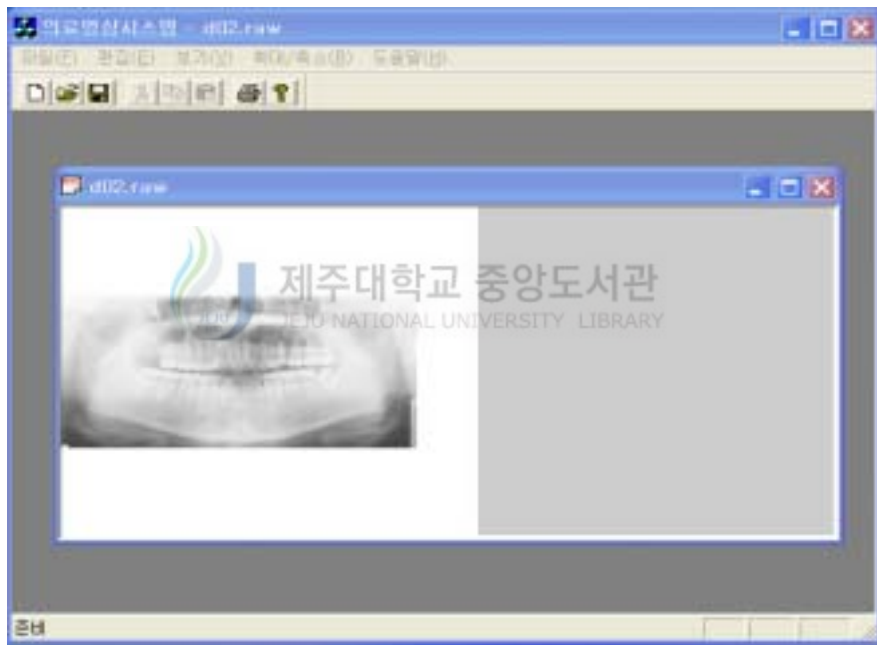


Fig. 10 의료 영상 시스템의 실행

4.3 의료 영상의 인식과 특징 추출

본 연구에서는 여러 형태의 의료 영상을 대상으로 개선 알고리즘을 적용하여 의료 영상의 인식과 특징 추출 위한 모의 실험한 결과로서 Fig. 11, 12, 13으로 보여 주고 있다.

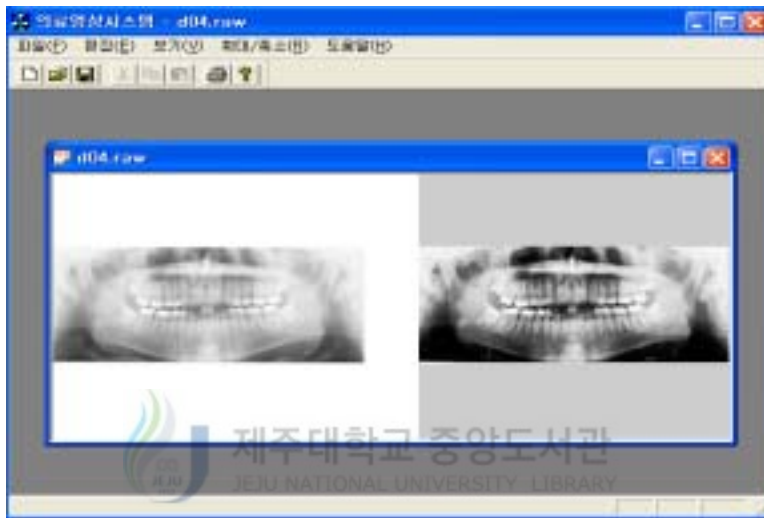


Fig. 11 알고리즘을 적용한 결과 영상 I

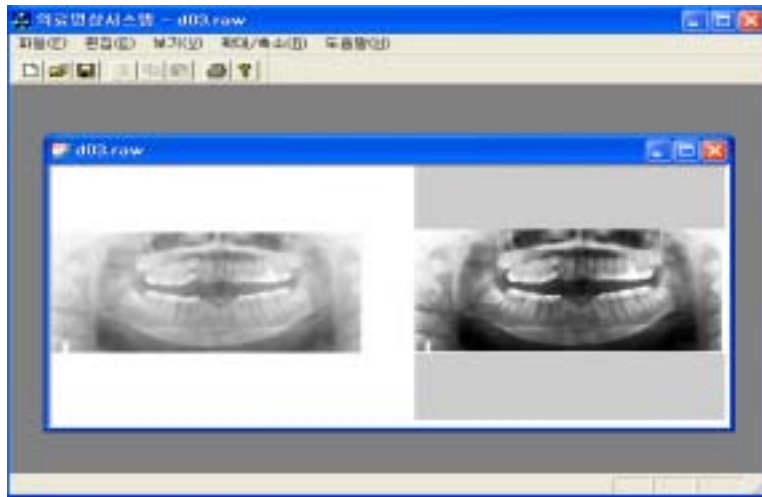


Fig. 12 알고리즘을 적용한 결과 영상 II

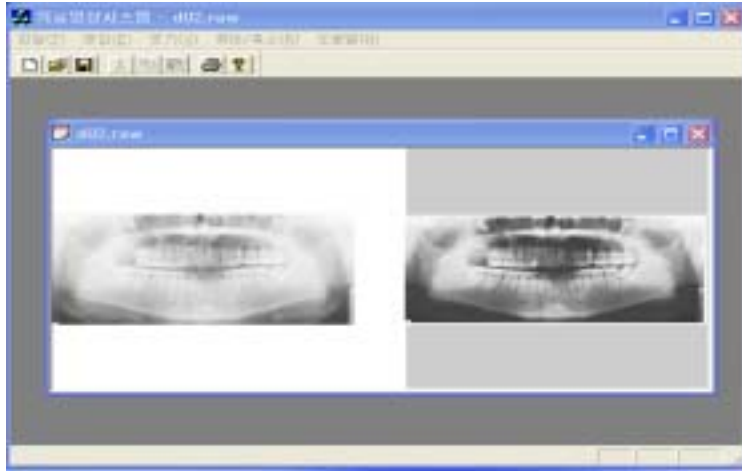
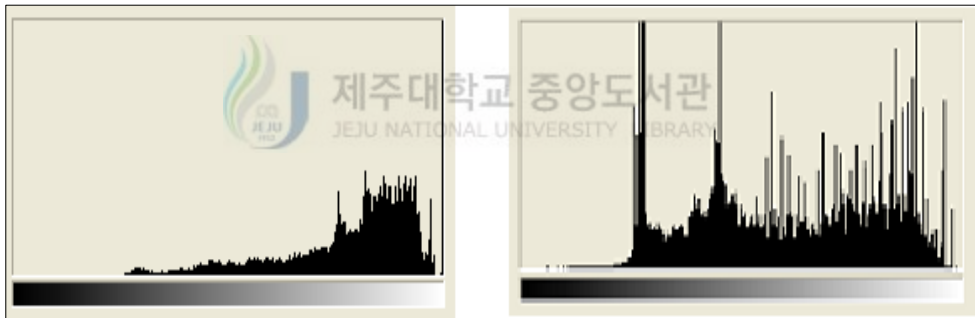


Fig. 13 알고리즘을 적용한 결과 영상 III



(a) 원 영상

(b) 결과 영상

Fig. 14 Fig.13의 의료영상 히스토그램

Fig. 11, 12, 13에서와 같이 좌측 원영상과 우측 알고리즘 적용후 영상을 비교하면 원 영상보다 치아의 치근단 부분이 세밀해짐과 의료 영상이 전반적으로 분포되어 있는 임펄스 잡음에 대한 잡음이 많이 제거되었음을 시각적으로 확인할 수 있었다.

Fig. 14에서 보여지는 그림은 (a)원 영상과 변환후 (b)결과 영상에 대한 데이터의 히스토그램 변환 형태를 비교 실험 평가를 하였다. 히스토그램 분포 형태를 보면 변환후 (b)결과 영상의 경우 전반적인 히스토그램의 분포가 (a)원 영상의 분포 형태를 유지하면서 에너지

분포가 저에너지 쪽으로 분산되어 가는 양상을 보인다. 이는 웨이브렛 변환의 지역화 특성 때문에 (a)원 영상의 비교하여 왜곡이 적어 에지 정보의 데이터를 손상되지 않고 계속적으로 유지되고 전반적으로 균일 분포를 가지도록 영상의 그레이 레벨을 변환시키므로서 각 픽셀들 사이의 명암의 차이가 커져 의료 영상의 인식과 특징 추출이 쉬워짐을 확인하였다.

4.3 결과 고찰

방사선 의료 영상의 특성을 분석하면 대체적으로 낮은 신호대 잡음비나 낮은 해상도, 의료 영상에서의 물체 경계는 많은 양의 진단용 정보를 포함하고 있는데 경계가 부분적으로 확산되며, 보통, 경계의 앞뒤에 있는 뼈, 조직 등에 의해 경계가 흐려진다, 또한 모든 경계는 농담치 차이가 적으며, 경계의 특징이 경계 부분 및 피사체의 종류에 따라 변화할 가능성이 있다. 그리고 영상의 상태가 최적이 아니라는 문제점 때문에 영상의 질이 떨어지는 영상이다. 또한 중대한 환자의 의료 영상 정보를 다루는 작업이므로 더욱 신중히 고려되어야 할 것이다

의료 영상의 인식과 특징 추출 처리시 기존 영상 정보의 한계성과 의료 영상의 에지 검출의 어려움등을 해결하여 빠른 시간내에 자동단의 실용화를 이룰 수 있는 디지털 방사선 의료 영상 진단의 가능성을 제시하고자 하였다. 그 결과로 방사선 진단 영역에서 화상 자료 처리시 지금까지 필수 장비였던 고가의 특수장비를 이용하지 않고 일반 퍼스널 컴퓨터 환경하에서 신호 처리 기법을 이용한 영상 개선의 가능성을 보여주었다.

이러한 에지 검출의 어려운 특성과 의료 영상의 잡음에 대한 문제점을 개선하기위해 제안한 의료 영상의 인식과 특징 추출 위한 의료 영상 시스템에 세가지 개선 알고리즘을 적용하는 방법으로 전처리 과정에서 의료 영상의 잡음을 제거하기위해 이용한 가중 메디안 필터는 에지와 같이 급격히 변화하면서 일정 구간까지 값이 지속되는 신호에 대해서는 경계값을 그대로 유지한 특성을 가질 수 있다. 이 필터를 통과한 영상에 대해 웨이브렛 변환에서 잡음을 제거 처리를 거친 영상을 그레이 분포도가 균일 분포를 가지도록 영상의 그레이 레벨을 변환시키는것으로 평균화를 거치면 각 픽셀들 사이의 명암의 차이가 커지

기 때문에 영상의 특징을 찾기가 쉬워지는 명암의 개선을 위해 히스토그램 평활화를 행하는 알고리즘을 이용하였다.

본 장의 모의 실험에서는 3개의 치아 영상 데이터를 대상으로 하였다. 그 처리 결과를 Fig. 11, 12, 13에서 보는 바와 같이 디지털 방사선 의료 영상의 원 영상보다 경계선의 강조로 변환 후의 결과 의료 영상의 에지부분이 뚜렷해지고, 임펄스 잡음의 제거와 대조도 향상(Contrast enhancement)되어 의료 영상 정보가 개선되었음을 확인하였으며 웨이브렛 변환 방법에 의한 필터링에서 일어나는 단점들은 적고 치아 의료 영상의 처리 과정이 보다 개선된 방법임을 보여 주었다.

의료 영상 시스템은 일반적으로 널리 쓰이는 윈도우즈 환경에 기반을 두고 있으며, 친숙한 인터페이스로 독립적으로 실행되도록 구현하였으며 사용자에게 빠르고 간단하게 영상 처리나 관련 기능을 사용할 수 있도록 제공하였다.



V. 결 론

본 연구에서는 영상 처리의 기초가 되는 에지 검출과 잡음 제거를 디지털 의료 영상에 적용하였다. 의료 영상 시스템의 전처리 과정에서 방사선 의료 영상의 에지 정보를 보존하기 위하여 국부적인 영상 정보를 이용한 가중 메디안 필터와 이 필터를 통과한 영상에 대해 웨이브렛 변환에서 잡음을 제거할 수 있는 새로운 방법을 제안하였다.

먼저, 가중 메디안 필터로써 국부영역에서의 에지 정보의 분산과 필터링되는 영역의 분산과의 관계로부터 에지 정보를 보존하였다. 그 다음, 전처리 과정을 통과한 의료 영상을 웨이브렛 변환하여 잡음에 해당하는 계수 성분 값들을 잘라 내버린 후 다시 웨이브렛 역변환을 수행하여 영상을 복원하였다. 마지막 처리로 히스토그램 평활화 처리를하여 영상의 질을 높였다. 기존의 방법들에 비해 영상의 세밀한 부분을 잘 보존하면서 잡음 제거를 할 수 있는 성능을 보여주었다. 따라서, 웨이브렛 변환 방법에 의한 필터링에서 일어나는 단점들은 매우 적고 국부적이어서 의료 영상의 처리 과정에 보다 효율적인 방법임을 보여주었다.

본 연구의 결과는 향후 이를 상용화된 디지털 방사선 촬영장치에 이용함으로써 최대의 진단 정보를 얻을 수 있었고, 이를 활용한 방사선 진단에 유용한 방향을 제시하며 보다 나은 환경을 제공하여 진료에 많은 도움을 줄 수 있도록 하고 오진율도 낮출 수 있는 기회를 제공할 수 있을것이다.

향후 연구 과제로 의료 영상 처리 부분에서는 웨이브렛 변환 후 계수에 섞인 잡음을 제거하는 기존의 통계적 방법 이외에 다양한 알고리즘을 만들어 비교 분석하는 것과, 실시간 처리를 수행하기 위해 웨이브렛 변환시 사용되는 필터 뱅크에서 계산 시간이 길어지는 단점을 극복하기 위하여 필터 뱅크의 단수를 줄이면서도 비슷한 효과를 가져올 수 있도록 1단 필터 뱅크 뒤에 나온 계수들만으로 잡음 성분을 제거할 수 있는 계수 스무딩 방법과의 혼합을 고려해 보아야 할 것이다.

그리고 현재와 같이 사용자에게 의하여 미리 임계값을 고정적으로 사용하지 않고, 시스템의 임계치를 의료 영상에 따라서 변동 임계 설정 방법에 대한 연구가 필요하다. 의료 영상 시스템에서는 영상 획득 장치의 개선과 자동화 및 기능의 추가를 하여야 할 것이다

마지막으로 영상 처리 결과의 평가의 궁극적인 척도는 인간의 시각을 통한 평가이지만 이는 주관적인 성향이 강하므로 의료 영상에 대한 품질을 측정하는 주관적인 평가의 기준에 대한 연구도 필요하다.



참고문헌

- [1] Averbuch, A., D. Lazar and M. Israeli, Image Compression Using Wavelet Transform and Multiresolution Decomposition, IEEE Trans. on Image Pressing, vol. 5, no. 1 pp.4-15, 1996
- [2] Daubechies I., Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets. Comm. in pure and Applied Math. Vol. 41, pp 909-996
- [3] Donoho D. L., Denoising by Soft-thresholding, IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 41
- [4] Fujita M, Koderu Y, Ogawa M, Wada T, Doi K, Digital image processing of periapical radiographs. ORAL SURG. ORAL MED. ORAL PARHOL. 1988;65:490-4.
- [5] I. Daubechies, "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis", IEEE Trans. on Inform. Theory, VOL. 36, No. 5, pp. 961-1005, Sep. 1990
- [6] Khademi JA: Digital images and sound. J Dental evaluation 60(1):41-46, 1996
- [7] M. Vletterli, Multi-dimensional Sub-band Coding, Signal Processing, Vol.6, No.2, pp97-112, 1984
- [8] M. Vetteli and C. Herley, "Wavelets and filter banks : Theory and signal analysis", IEEE Trans. on Signal Processing, VOL. 40, No. 9, pp.2207-2232, Sep. 1992
- [9] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation." IEEE Trans. on Patt. Anal. Mach., Intell., VOL. 11, pp.674-693, jul.1989

[10] T. Loupas, W. N. McDicken, "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images," IEEE Trans. on circuits and systems, VOL. 36, pp. 129-135, Jan. 1989

[11] Wenzel A. Grondahl HG: Direct digital radiography in dental office. International Dental J 45:27-34, 1995

[12] 김충락, 송현중, 장대홍, 홍창근, 웨이브렛의 기본이론과 통계에의 응용, 아르케, 212pp, 1999

[13] 김진영, 웨이브렛 변환을 이용한 영상의 잡음제거, 석사학위논문, 제주대학교, 2001

[14] 강수철, 웨이브렛을 이용한 초음파 영상의 잡음 제거에 관한 연구, 석사학위논문, 인하대학교, 1999



감사의 글

어느덧 대학원 석사 과정을 마무리할 때가 왔습니다. 그동안 저에게 많은 도움을 주신 분들께 이 지면을 빌어 감사의 마음을 전하고 싶습니다.

먼저 부족한 저를 가르쳐 주시고 지금의 이 자리까지 올 수 있게 지도편달을 아끼지 않으신 김장형 교수님께 감사드립니다. 논문심사를 맡아 완성되기까지 부족한 점을 지적해 주시고 많은 가르침을 주신 변상용 교수님과 이상준 교수님께 감사드립니다. 그리고 안기중 교수님, 곽호영 교수님, 송왕철 교수님, 변영철 교수님께도 감사를 드립니다.

저에게 관심과 격려로 항상 조언을 아끼지 않으셨던 제주한라대학 방사선과의 이경성 교수님께 감사드립니다. 그리고 모의 실험에 도움을 주신 제주대학교병원 김희삼 선생님, 한라병원 김영환 선생님에게도 감사드립니다.

대학원 생활에서 도움을 주신 박창희 선생님, 김정호 선생님, 강길봉 선생님, 강영도 선생님, 강명화 선생님, 강진석 선생님, 변태보 선생님, 양영수 선생님에게도 고마움을 전합니다. 또한 논문을 쓰는 동안 같이 밤샘하며 언제나 서로에게 의지하며 큰힘이 되었던 동기인 진영, 봉수, 남식, 은범, 선배 유기형 그리고 멀티미디어 연구실에서 공부하시는 분들께도 고마움을 전합니다.

긴장의 연속인 사업과 강의, 대학원 공부를 하면서 힘들었지만 그동안의 내게 힘이 되어 주고 도와준 사랑하는 나의 아내 명아, 딸 지원, 지윤, 아들 지성, 어머니, 동생 희 그리고 장인 장모님, 명현형님, 창현형님, 원구에게도 고마움을 전합니다.

끝으로 지금은 곁에 안계시지만 말없이 늘 잔잔한 미소로 하해와 같은 사랑을 주셨던 아버님과 동생 길남의 영전에 이 논문을 바칩니다.