DWT을 이용한 의료영상 압축

임재동*, 이상복**

대원과학대학 방사선과*, 남부대학교 방사선학과**

Compression of Medical Images Using DWT

Jaedong Lim*, Sangbock Lee**

Dept. of Radiology, Daewon Science College, Dept. of Radiology, Nambu University***

요 약

PACS를 구현할 때 가장 어려운 점은 데이터 총량이 방대하다는 것이다. 이러한 이유로 PACS에서는 대용량의 기억장치를 필요로 하고, 동시에 빠른 전송시간이 요구된다. 따라서 PACS에 저장하는 의료영상은 압축이 필요하다. Ingrid Daubechies와 Stephane Mallat 등에 의해 발표된 웨이브릿 변환은 푸리어 변환과 같이 기저함수들의 집합으로 신호를 분해하는 방법이다.

본 논문에서는 실험 의료영상을 DWT 방법으로 압축하여 효용성을 평가하였다. 실험 결과 $512\times512\times2^8$ 크기의 입력영상을 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 신호를 디스플레이 하는 것이 효율적임을 알 수 있었다. 4 레벨 DWT에 의한 영상의 압축비는 1:16로서 높은 압축비를 가지고 있었으며, 압축결과 압축비는 좋았으나 블록화 현상에 의해 영상에 계단현상이 나타나는 문제점이 있었다.

Abstract

The most difficult of implementation PACS is large amount of data. Therefore, PACS needs mass storage, as well as rapid transmission time. Consequently, medical images needs compression when stored in PACS. WT(wavelet transform) was announced by Ingrid Daubechies and Stephane Mallat, WT was methods of signal analysis by a base functions set same as Fourie transform.

This paper estimated an efficiency, that experimental medical images compressed by DWT. The result of estimated, we are knows effectiveness that display to remained signal in low frequency region after 4-level DWT form $512\times512\times2^8$ input images. Compression ratio of images by 4-level DWT was 1:16. It is a high compression ratio, the other side has a problem appears on staircase phenomenon.

Key Word : PACS, Medical Images Compression, DCT, DWT

I. 서론

최근 의료영상은 기술의 발달로 PACS (Picture Achieving & Communication System)가 일반화 되어 의료영상을 관리하고 있다. PACS를 구현할 때 가장 어려운 점은 진단을 내리기 위해 필요한 의료영상이 환자 한 사람 당 10~256개 정도이며,

교신저자 : 이상복**(sblee@nambu.ac.kr, Fax : 062-970-0271)

데이터 총량이 10 ~ 100MB(Mega Byte)로 방대한 양이 된다는 점이다. 이러한 이유로 진단에 필요한 의료영상을 저장하기 위해서는 대용량의 기억장치가 필요로 하고, 전송하는 데 많은 시간을 필요로 한다.[1] 따라서 PACS에 저장하는 의료영상은 압축이 필요하며 이에 대한 연구가 활발하다.[2]

디지털 신호처리 과정은 연속적인 신호를 일정한 간격으로 샘플링하고 양자화하여 디지털 신호로 변환한 후 컴퓨터 처리를 한다. 디지털 신호는 원 신호의 특징을 손실 없이 변환하기 위해서 높은 샘플링 주파수와 양자화레벨이 요구된다. 샘플링과정에서 신호의 특성에 따라 입력 신호변화가 급격한 부분은 간격을 조밀하게 샘플링하고 완만한 부분은 간격을 크게 하여 샘플링하는 것이 효율적이다. 이와 같은 샘플링 방법은 시간영역에서는 불가능하지만 신호를 푸리어 변환(Fourier Transform)한 후 웨이브릿 변환을 하면 가능하다. 웨이브릿 변환을 이용하면 고정 크기의 창 함수를 이용하는 단구간 푸리어 변환(STFT : Short Time Fourier Transform)보다 저주파영역에서 효과적으로 신호의 특성을 추출할 수 있다.[3][4][5][6]

Ingrid Daubechies와 Stephane Mallat 등에 의해 발표된 웨이브릿 변환은 푸리어 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분해하는 방법이다.[3] 그러나 푸리어 변환과 달리 국부적으로 에너지가 집중된 대역 통과 신호인 웨이브릿들을 기저 함수로 사용한다. 이러한 웨이브릿들은 모 웨이브릿(Mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이브릿(Prototype wavelet)을 확장하고 이동시켜 얻을 수 있다.

본 논문에서는 실험 의료영상을 DWT

(Discrete Wavelet Transform)방법으로 압축하여 효용성을 평가하고자 한다.

II. DWT에 의료영상 압축

1. 영상압축과 복원

영상 압축은 복원 후 영상 정보의 손실 여부에 따라서 손실압축과 무손실압축으로 분류된다. 대표적인 변환 부호화 기법인 DCT에 기반을 둔 JPEG(Joint Photographic Experts Group)과 MPEG(Moving Picture Experts Group)기법은 손실압축 방법으로서 압축률이 높은 방법이다.[7] 그러나 의료영상은 질병의 진단이라는 특수성 때문에 고화질을 요구한다. 따라서 높은 압축률을 갖는 손실압축보다는 손실이 없는 무손실압축 방법이 선호된다.[7][8] 무손실압축 방법은 허프만 부호화(Huffman coding), 램펠지브 부호화(Lempel-Ziv coding), 산술부호화(Arithmetic coding)와 같은 엔트로피 부호화(Entropy coding)기법을 사용하여 구현할 수 있다. 그리고 주로 의료영상의 무손실압축에 있어 제안된 알고리즘으로는 상기 서술한 방법 이외에 HINT(Hierarchical Interpolation), DP(Difference Pyramid), Bit-Plane 인코딩, 블록 코딩 등이 있다. HINT는 서브 샘플링(Sub-Sampling)에 근거한 가변 해상도 피라미드 부호화(Pyramid coding)방법으로 먼저 원영상의 해상도를 가로, 세로 각각에 대해 1/2로 축소하여 가장 저해상도를 부호화하고, 축소된 영상을 보간법(Interpolation)을 이용하여 2배로 확장시켜 원영상과의 차를 부호화하는 방법이다.[8] 이 방법은 보간할 때 저해상도의 한 화소로부터 보간법을 이용하여 상위 피라미드의 4화소를 보간하므로 근사 무손실에 해당된다. DP는 HINT와 같이 가변 해상도 모델에 근거한 압축 방법으로 평균 피라미드와 차 피라미드로 구성되는 방법으로 HINT와 유사한 방법이나 압축률이 떨어진다.[9][10]

2. Wavelet 변환

푸리어 변환은 변환 구간이 $-\infty$ 에서 $+\infty$ 이기 때문에 넓은 영역에서 주파수 정보의 추출이 가능하지만 신호의 국부적인 주파수에 대한 특성을 추출하는 데는 효율적이지 못하다. 따라서 STFT가 필요하며 STFT는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$Sf(\omega,\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\omega(x-\tau)e^{-j\omega x}dx = \int_{-x}^{x} f(x)\omega(x-\tau)e^{-j\omega x}dx \quad (1)$$

식 (1)에서 ω는 가우시안 창 함수

(Window function)이며, $\omega e^{-j\omega x}$는 대역 통과 특성을 갖는다. 따라서, STFT는 신호를 창 함수에 의해 일정 간격의 주파수 대역으로 분해하는 것으로 신호 특성에 관계없이 고정 크기의 창 함수를 사용하므로 시간 해상도 및 주파수 해상도가 일정하다. STFT에서 창 함수 ω의 시간축 너비 Δx와 주파수 대역폭 Δf사이에는 다음 식 (2)와 같은 관계가 있다.

$$\Delta x \times \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \qquad (2)$$

웨이브릿 변환은 이러한 STFT의 고정 해상도의 단점을 해결하기 위하여 시간-주파수 평면에서 고주파 대역은 짧은 윈도우(Short window)를 적용하여 시간 해상도를 높이고 저주파 대역에서는 긴 윈도우(Long window)를 적용하여 주파수 해상도를 높일 수 있다.[11][12][13] Ingrid Daubechies와 Stephane Mallat 등에 의해 발표된 웨이브릿 변환은 푸리어 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분해하는 방법이다.[11] 그러나 푸리어 변환과 달리 국부적으로 에너지가 집중된 대역 통과 신호인 웨이브릿들을 기저 함수로 사용한다. 이러한 웨이브릿들은 모 웨이브릿(Mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이브릿(Prototype wavelet)을 확장하고 이동시켜 얻을 수 있다. 웨이브릿 변환에서는 확장된 신호의 주파수를 언급하는 것보다 몇 배로 확장했는가 하는 확장인자를 언급하며 이 인자를 스케일(Scale)이라 부른다.

이때, 스케일의 값으로는 2^j의 배수가 주로 사용된다.[12] 스케일이 증가할수록 주어진 스케일에서 웨이브릿 변환 신호의 공간 해상도는 떨어지고 낮은 주파수 대역 성분을 나타내게 된다.[14] 웨이브릿 변환은 원형 웨이브릿인 $\Psi(x)$를 신축/병진(Dilation/Translation)하여 구하며 식 (3)과 같다.[13]

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}}\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \qquad (3)$$

여기서, a는 스케일링 계수이고, b는 병진 계수이다. 그리고, $a^{1/2}$는 정규화 인자(Normalization factor)이며 $a<1$이면 시간축의 폭이 작은 고주파 웨이브릿이고 $a>1$이면 폭이 큰 저주파 웨이브릿이다. 웨이브릿의 형태는 제안한 사람에 따라 형태가 다양하며 각각의 웨이브릿의 특성과 장점에 따라서 응용 분야가 다르다.[12] 최근 여러 응용 분야에서 그 특성으로 인해 널리 이용되는 것으로 Daubechies 웨이브릿이 있다. 그림 1은 Daubechies 웨이브릿의 기본 원형을 나타낸다.

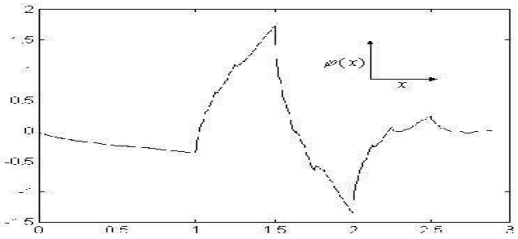


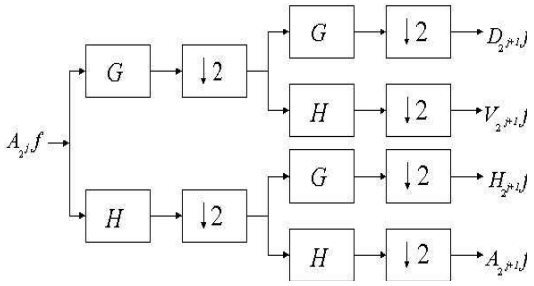
그림 1. Daubechies 웨이브릿의 기본 원형
Fig. 1. Basic prototypes of Daubechies Wavelet

정규 직교 기저(Orthonormal basis)로 분해된 2차원 신호는 식 (4)과 같이 공간적으로 방향성을 지닌 주파수 성분으로 분해된다.[13]

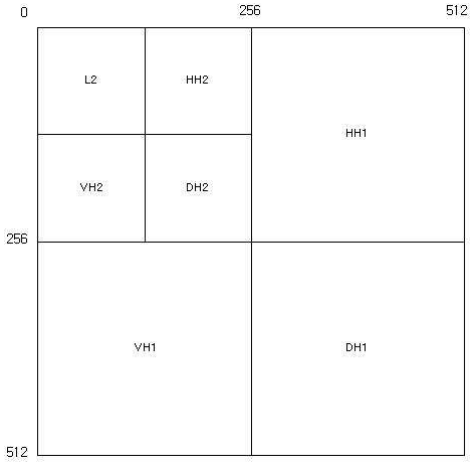
$$\begin{aligned} A_{2^{j+1}}f &= \sum_k\sum_l h(2m-k)\,h(2n-l)\,A_{2^j}f \\ H_{2^{j+1}}f &= \sum_k\sum_l h(2m-k)\,g(2n-l)\,A_{2^j}f \\ V_{2^{j+1}}f &= \sum_k\sum_l g(2m-k)\,h(2n-l)\,A_{2^j}f \\ D_{2^{j+1}}f &= \sum_k\sum_l g(2m-k)\,g(2n-l)\,A_{2^j}f \end{aligned} \qquad (4)$$

식 (4)에서 h는 분해 저역 통과 필터의 전달 함수이고 g는 분해 고역 통과 필터의 전달 함수이다. 그림 2 (a)는 2차원 이산 근사화 신호의 분해 과정을 나타낸 것이며 그림 2 (b)는 다해상도로 분해된 2차원 신호의 계수 행렬을 나타낸다. 즉, 공간적으로 방향성을 지닌 주파수 성분의 패킷(Packet)들로서 2레벨 분해된 계수 행렬이며 그림 2 (b)에서 VH1은 1레벨 분해된 수직 고주파 성분들의 계수 행렬

을 의미하고 HH1 및 DH1은 각각 수평 고주파 성분과 대각 고주파 성분의 계수 행렬을 의미한다. 또한, L2는 2레벨 분해된 저주파 성분의 계수 행렬을 의미한다.



(a) 분해
(a) analysis



(b) DWT 계수 매트릭스
(b) DWT coefficient matrix.

그림 2. DWT에 의한 2차원 신호의 분해
Fig. 2. 2-D signal analysis by DWT

식 (4)에 의한 웨이브릿 분해 알고리즘은 표 1과 같다.

표 1. Matlab에 의한 DWT 알고리즘
Table 1. DWT algorithm by Matlab

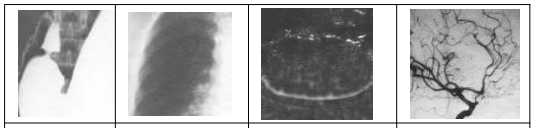
```
int i,n;
L0 = Input Image;
for(i=1;i<n;i++){
[Li,HHi,VHi,DHi]=DWT2(Li-1,'db2');
    printf Li;
    printf HHi;
    printf VHi;
    printf DHi;
  }
```

표 1은 매트랩(Matlab)에 의한 DWT 알고리즘을 나타내었으며, 표 1의 알고리즘에 의해 웨이브릿 분해를 한 후 각 레벨(Level)별 영상을 표시한 후 평가한다.

III. 실험 및 결과

본 연구의 타당성을 검토하기 위하여 그림 3의 실험영상에서 제시한 위영상, 가슴영상, 초음파영상, 혈관 조영상을 해상도를

$[512\times512\times2^8]$로 PC에서 Matlab를 이용하여 그림 4의 실험 흐름도와 같은 순서로 실험하였다.



(a)위영상	(b)가슴영상	(c)초음파영상	(d)혈관영상

그림 3. 실험영상
Fig. 3. Experiment image

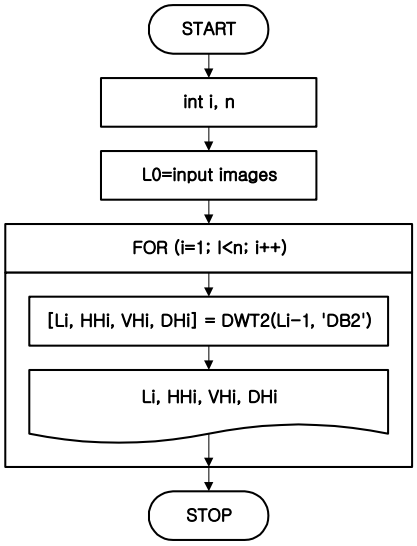


그림 4. DWT 흐름도
Fig. 4. DWT flow chart

그림 4에서 Li는 저주파영역의 계수를 나타내는 변수이며, HHi는 수평 고주파영역, VHi는 수직 고주파영역 그리고 DHi는 대각 고주파영역의 계수를 나타내는 변수이다. 그림 5는 4 레벨 웨이브릿 변환 후 저주파영역 영상을 나타낸 것이다.

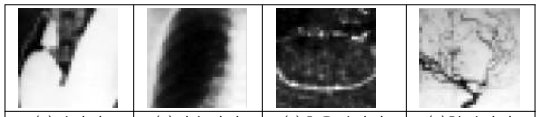


그림 5. 4 레벨 웨이브렛 변환 후 저주파영역 영상
Fig. 5. Low frequency image after 4 level DWT

그림 5 (a)는 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 위영상이며, 그림 5 (b)는 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 가슴영상, 그림 5 (c)는 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 초음파영상, 그림 5 (d)는 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 혈관영상이다. 4 레벨 DWT 후 저주파영역은 입력신호의 1/16에 해당하는 정보량을 가지고 있음으로 1:16의 압축비를 가진다.

IV. 결론

본 논문에서는 실험 의료영상을 DWT (Discrete Wavelet Transform)방법으로 압축하였다. 실험 결과 $512\times512\times2^8$ 크기의 입력영상을 4 레벨 DWT 후 저주파영역에 남아 있는 신호를 디스플레이 하는 것이 효율적임을 알 수 있었다. 4 레벨 DWT에 의한 영상의 압축비는 1:16로서 높은 압축비를 가지고 있었으며, 압축결과 압축비는 좋았으나 블록화 현상에 의해 영상에 계단현상이 나타나는 문제점이 있었다.

따라서 DWT에 의해 의료영상을 압축한다면 블록화 현상에 나타나지 않도록 하는 필터링 알고리즘을 개발하여 함께 이용한다면 DWT에 의한 의료영상 압축방법의 유용성이 증대되리라 사료된다. 향후의 연구과제는 블록화 현상을 해결하는 DWT 의료영상의 압축방법에 관한 것이다.

참고문헌

[1] 탁계래, 김우생, 이상범, "의료영상 저장 전송시스템(PACS)의 발전 및 연구 방향", 정보과학회지, 제 16권, 제 12호, PP. 6-12, 1998.

[2] 안창범, 송영철, 신흥식, "삼차원 의학 영상에서 시각적으로 향상된 정합을 사용한 프랙탈 부호화", 의공학회 논문지, Vol. 17, No. 3. 1996.

[3] I. Daubechies, "Orthonomal bases of compactly supported wavelets", Co- mmun. Pure Appl. Math., Vol. 41, No. 7, PP. 909-996, 1988.

[4] Stephane G. Mallat, "A theory for multiresolutional signal decomposition; the wavelet representation", IEEE trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 11, No. 7, PP. 674-693, July, 1989.

[5] Ingrid Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets", SIAM, 1994.

[6] Yves Meyer, "Wavelets", SIAM, 1994.

[7] 이종실, 권오상, 구자일, 한영환, 홍승홍,"가변 블록을 이용한 의료영상 무손실압축", 의공학회지 논문지, Vol. 19, No. 4, PP. 361-367, 1998.

[8] 박현욱, "Picture Archiving and Communication System and Teleradiology", 대한전자공학회지, Vol. 23, No. 3, 1996.

PP. 313-323.

[9] 한영오, 박장춘, 최윤오, 박상희, “적응양자화를 이용한 의료영상 정보의 변환 부호화에 관한 연구”, 의공학회지 논문지, 제 10권, 제 3호, PP. 243-252, 1998.

[10] Stephen Wong, Loren Zaremba, et al., “Radiologic Image Compression : A Review”, Proc. of the IEEE, Vol. 83, No. 2, 1995.

[11] I. Daubechies, “Orthonomal bases of compactly supported wavelets”, Co- mmun. Pure Appl. Math., Vol. 41, No. 7, PP. 909-996, 1988.

[12] Ingrid Daubechies, “Ten Lectures on Wavelets”, SIAM, 1994.

[13] 이명길, “웨이브렛 變換과 神經回路網을 利用한 SMD IC 패턴 認識에 關한 硏究”, 청주대학교 대학원 박사학위 논문, 1999년 8월