

碩士學位論文

개선된 EZW를 이용한 효율적인  
정지영상 부호화



110.475

제주대학교 중앙도서관  
濟州大學校 大學院  
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

通信工學科

金 亨 俊

2000年 12月

# 개선된 EZW를 이용한 효율적인 정지영상 부호화

指導教授 林 載 允

金 亨 俊

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함

2000年 12月

金亨俊의 工學 碩士學位 論文을 認准함

審査委員長 梁斗榮 印

委 員 康鎮植 印

委 員 林載允 印

濟州大學校 大學院

2000年 12月

# Efficient still image encoding by improved Embedded Zerotree Wavelet

Hyung-Joon Kim

(Supervised by professor Jae-Yun Lim)



제주대학교 중앙도서관  
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

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

DEPARTMENT OF TELECOMMUNICATION ENGINEERING  
GRADUATE SCHOOL  
CHEJU NATIONAL UNIVERSITY

2000. 12.

# 목 차

Abstract .....	1
I. 서론 .....	2
II. 웨이브릿 변환 .....	5
1. 시간 윈도우를 적용한 푸리에 변환 .....	5
2. 웨이브릿 변환 .....	7
3. 다해상도 분석 .....	10
4. 쌍직교 웨이브릿 .....	12
5. 웨이브릿변환을 이용한 영상의 다해상도 표현 .....	15
III. 임베디드 제로트리 웨이브릿 부호화 .....	17
1. 임베디드 제로트리 웨이브릿 부호화 .....	17
2. 주부호화 과정 .....	18
3. 종속 부호화 과정 .....	20
IV. 부밴드 최대치를 이용한 선택적 임베디드 .....	22
1. 웨이브릿 영역의 통계적 특성 .....	22
2. 대역간 상관관계 .....	24
3. 부대역 최대치를 이용한 선택적 임베디드 웨이브릿 .....	24
V. 시뮬레이션 및 고찰 .....	29
1. 복원된 영상의 화질 비교 .....	30
VI. 결 론 .....	39
참고문헌 .....	40

# Abstract

As the demand of image information is remarkably increasing in many fields and the related studies of image compression technology have been researched for the saving space and fast information transmission.

EZW(Embedded Zerotree Wavelet) coding, introduced by Shapiro, is very efficient and computationally simple technique for image compression. Using the EZW encoder is able to quit the encoding at any bit rate and decoder can stop decoding at any point

EZW algorithm that proposed in this thesis, maximum value each subband is used to determine whether a subband has significant coefficients or not. Since it is not necessary to encode the insignificant subbands having no significant coefficients during the encoding process, the redundancy generated by scanning higher subbands can be efficiently reduced. Also in encoding processing, if child and descendant bands are insignificant, there is no IZ symbol. So that ZTR can be symbolized just one bit.

In this paper, we simulated with three different  $512 \times 512$  image. And compared EZW with proposed EZW method, there is image quality improvement all sample images. The simulation results showed that the proposed method could achieved higher quality image improvement by about 1.2dB, 0.57dB, 0.64dB each Lenna, Baboons, Girl than conventional method. Also each image have 83885, 55583, 46707 saved bit at 1bpp. So that we can convince that the proposed method is more efficient than the applied EZW method.

## I. 서론

영상 압축은 방대한 데이터를 압축하여 적은 대역폭으로 영상을 전송하기 위한 기술로서, 크게 손실압축과 비손실 압축으로 분류된다. 비손실 압축은 영상의 압축을 그대로 유지할 수 있으나 압축율이 떨어지고 손실 압축은 압축율이 높지만 화질이 떨어질 수 있다. 영상정보 압축 기술을 사용하는 시스템으로는 칼라 TV, 팩시밀리, HDTV, 화상 전화, 대화형 TV 등이 있으며, 이러한 여러 디지털 매체들은 영상정보에 대한 관련 기술을 필요로 하게 되었고 그 중에서 많은 데이터량을 사용자에게 서비스해야 하는 영상정보 시스템은 필연적으로 압축·복원 기술이 요구된다. 영상 압축은 영상 내에 존재하는 시간 중복성 공간 중복성 등의 중복성을 제거하여 보다 좋은 압축율을 얻기 위함이며 인간의 시각적인 관점에서 불필요한 정보들을 제거함으로써 이루어진다. 따라서 보다 적은 비트로 원하는 영상에 접근하는 것이 매우 중요하다. (Zhang, 1995)(Tham, 1998)

영상 압축 기술은 그 쓰임과 용도에 따라 다양하게 발전되었으며 수많은 연구자들에 의해 지금의 표준들이 완성되었다. 현재의 정지 영상 압축 표준으로는 JPEG(Joint Photographic Expert Group)과 동영상 표준인 MPEG(Moving Picture Expert Group), H.263을 채택하고 있으며, 이들은 영상 압축에서 영상을  $8 \times 8$  블록 단위로 나누어 처리하는 DCT(Discrete Cosine Transform) 기법을 적용하고 있으며 DCT 기반은 공간 영역에서 주파수 영역으로 변환하는 과정에서 블록 단위로 이루어지므로 압축율이 높아질수록 인접 블록간의 경계에서 불연속을 나타내는 블록킹 현상(blocking effect)이 나타난다. (Wallace,1992), (ITU-T SG 15,1995)

이에 반하여 웨이브릿은 다중해상도로 분해가 가능하여 공간과 주파수 영역에 대한 분석이 가능한 특성을 이용하므로, DCT 기법보다 인간의 시각적 특성을 효율적으로 표현이 가능하다. (Averbuch, 1996)(Mallat, 1989) 최근에는 영상

압축 이외의 의료, 지질학, 응용물리학 등의 분야에서 웨이브릿을 적용하고자하는 연구가 진행되고 있다.(Randy, 1993) 또한 웨이브릿 기술은 디지털 통신, 생물리학, 의학영상 및 수치해석과 같은 폭 넓은 분야에서 독립적으로 발전해 왔으며 특히 영상처리 분야에서 두드러진 발전을 하였다. 웨이브릿은 신호를 다해상도로 표현하고 있으며 이것은 기존의 FT(Fourier Transform)나 STFT(Short Time Fourier Transform) 보다 국부적 스펙트럼(local spectrum)에 더 유용하다. 푸리에 변환은 신호의 통계적 성질이 일정한 정상신호의 해석에는 적합하지만, 한 시점에서 갑자기 변하는 비정상 신호에서는 스펙트럼이 넓게 퍼지는 단점이 있어 적합치 않다. 이러한 점을 보완하기 위해 STFT가 제안되었다. 그러나, STFT는 신호의 변화에 관계없이 고정된 창함수를 사용하기 때문에 시간 해상도와 주파수 해상도를 동시에 좋게 할 수 없고, 시간 해상도가 개선되면 주파수 해상도는 저하되게 된다.(Mallat, 1998)(Velterli, 1995) 이와는 달리 웨이브릿 변환은 고주파 대역에서는 폭이 좁은 창을, 저주파 대역에서는 폭이 넓은 창을 사용하므로 주파수 특성에 따라 창 함수의 길이를 조절할 수 있다.(Cohen, 1995)(Burrus, 1998)

웨이브릿을 이용하여 다해상도로 분해된 신호들은 양자화 과정을 거치게 된다. Shapiro는 웨이브릿 변환된 영상의 임베디드한 특성을 이용하여 계층적인 구조(hierarchical structure)를 갖는 연속 근사 양자화(SAQ : Successive Approximation Quantization)를 제시했다. 이 기법은 비트 스트림(bit stream)이 어떠한 위치에서 끊기더라도 복원이 가능하며 원하는 비트율(bit rate)을 제어할 수 있다.(Shapiro, 1993)(Antonini, 1990)(Xiong, 1995)

영상 압축은 크게 3단계의 과정을 거치면서 부호화가 이루어진다. 먼저 DCT와 웨이브릿 등의 변환기법은 신호의 형태를 공간영역에서 주파수 영역으로 변환시킨다. 이렇게 변환된 신호의 에너지는 저주파수대로 이동되므로 공간적인 중복성을 제거할 수 있는 효과적인 구조를 제공한다. 변환 후의 정보는 무 손실이며 양자화 과정에서 대부분의 영상정보를 줄이고 마지막 단계에서 엔트로피(entropy) 부호화 또는 산술부호화(arithmetic)로 무 손실로 부호화된다. 엔트로피 과정은 전체

영상 압축율에 크게 기여하지 못하는 반면 양자화 과정은 고 압축을 위한 중요한 과정이다.

본 논문에서는 영상을 부호화하는 과정에서 부 대역(subband)의 최대치를 구하고 임계치 보다 적은 최대치를 갖는 부 대역에 대하여는 부호화를 생략하므로써 영상 압축의 효율을 높일 수 있는 기법을 제시한다. 이러한 기법은 부 대역의 최대치가 임계치 보다 큰 경우에 대하여는 기존의 EZW(Embedded Zerotree Wavelet) 과정을 따르고, 그렇지 않은 대역에 대해서는 중요한 대역만을 선택적으로 스캐닝하여 압축율을 높일 수 있다. 제안한 알고리즘의 성능 평가는 실험 결과를 기존의 제로트리를 이용한 영상 압축과 비교함으로써 원 영상과의 차이가 줄어들었음을 확인하였고 객관적인 영상 화질의 척도로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)를 이용하여 비교하였다.

본 논문의 구성은 I장에서는 기존의 영상 압축 표준과 동향에 대한 내용과 연구 방향을 제시하고, II장에서는 웨이브릿 변환과 특징에 대하여 설명한다. 그리고 III장에서는 임베디드한 웨이브릿 부호화 과정에서 주부호화 과정과 종속부호화 과정을 기술하고, IV장에서는 부대역 최대치를 이용한 선택적 임베디드 웨이브릿 부호화를 수행한다. V장에서 기존의 기법과 비교하여 우수한 특성을 확인하고, VI장에서 본 논문의 결론을 맺는다.



## II. 웨이브릿 변환

일반적인 신호처리의 목적은 입력 신호로부터 상세적인 정보를 추출하는 것이다. 영상 신호처리 분야에서 가장 폭넓게 쓰이고 있는 푸리에 변환 또는 DCT는 신호의 주파수적인 특성을 해석하기 위해 쓰이는 변환들이다. 푸리에 변환은 지금까지 많은 응용분야에서 사용되어져 왔으며, 몇몇 정상적인 성분들만으로 구성된 신호에서만 유용하다. 이러한 푸리에 변환은 신호의 불규칙한 정도는 알 수 있지만, 전 공간영역에 대해서 적분하기 때문에 국부적인 특성을 만족하지 않는다. 또한 시간과 주파수와의 관계도 명확화 할 수 없다. 이러한 단점을 극복하기 위해 시간 윈도우를 적용한 후 푸리에 변환을 하는 방법이 제기되었다. 이것이 바로 STFT이다. STFT는 주파수에 관계없이 항상 일정한 주파수 폭을 가지는, 또는 시간축상에서 일정한 폭을 갖는 창을 사용하기 때문에 시간 해상도와 주파수 해상도를 동시에 만족시킬 수 없으므로 신호의 완전한 국부적 특성을 표현하기 어렵다. 그러나 웨이브릿 변환은 비정상적인 신호에 대한 해석방법으로 주파수에 따라 시간 해상도가 변하는 특성을 갖고 있다. 즉, 고주파 성분이 많이 포함된 부분은 시간 해상도를 크게 하고 저주파 성분이 많이 포함된 부분은 주파수 해상도를 크게 할 수 있다.

### 1. 시간 윈도우를 적용한 푸리에 변환

신호를 해석하기 위한 주파수 변환된 신호는 한 시점의 주파수를 해석하기 위해서는 전 구간의 시간에 대하여 분석하게 되므로 시간과 주파수를 동시에 분석하는 것이 불가능하다. Gabor는 시간과 주파수 영역에 대하여 하나의 시간 윈도우  $g$ 를  $u$ 만큼 천이 시키면서 구성하며 식(1)과 같이 표현된다.

$$g_{u,\zeta}(t) = g(t-u)e^{i\zeta t} \quad (1)$$

$g_{u,\zeta}(t)$ 의 에너지는  $u$ 를 기준으로 크기가  $\sigma_t$ 인 구간에 집중되어 있으며,  $|g|^2$ 에 의해 구하여 진다.  $\zeta$ 에 의해 주파수 천이된  $g$ 의 푸리에 변환  $\hat{g}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{g}_{u,\zeta}(w) = \hat{g}(w-\zeta)e^{-iu(w-\zeta)} \quad (2)$$

식(2)에서  $\hat{g}_{u,\zeta}$ 의 에너지는 주파수  $\zeta$  부근에서  $\sigma_w$ 의 크기를 갖고 국부화되기 때문에  $\hat{g}(w)$ 을 무시할 수 없다. 시간-주파수 평면  $(t, w)$ 에서,  $\hat{g}_{u,\zeta}$ 의 에너지의 분포는 Fig 1에서처럼 Heisenberg의 직사각형으로 나타낼 수 있다.

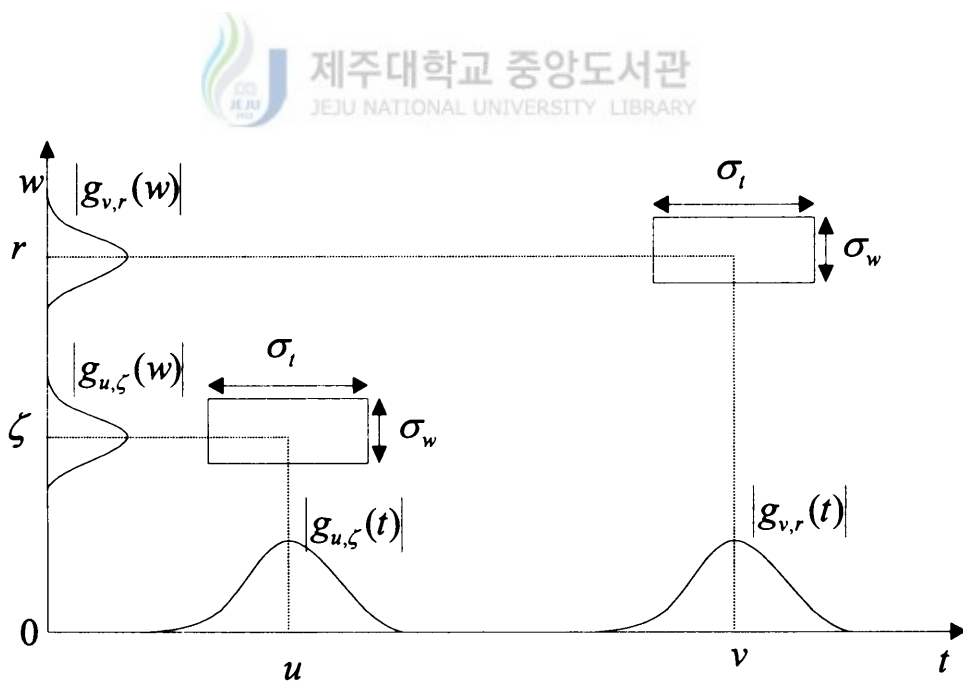


Fig 1. STFT time-frequency plane

사각형의 중심은  $(u, \zeta)$ 이고 시간 폭  $\sigma_t$ 와 주파수 폭  $\sigma_w$ 를 갖는다. 그리고 불확실성의 원리에 의하여 다음을 만족한다.

$$\sigma_t \sigma_w \geq \frac{1}{2} \quad (3)$$

$g$ 가 가우시안의 형태일 때 가장 작은 면적이 되고, 이때  $g_{u, \zeta}$ 을 Gabor 함수라 부른다. Gabor에 의하여 정의된 윈도우 푸리에 변환은 신호  $f$ 와 미소 분해 인자  $g_{u, \zeta}$ 의 관계에 의한다.

$$Sf(u, \zeta) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g_{u, \zeta}^*(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g(t-u) e^{-i\zeta t} dt \quad (4)$$

윈도우 함수  $g(t-u)$ 에 의한 푸리에 적분은  $u$ 의 주변에서 국부화되며 시간 적분 또한 푸리에 Parseval 공식을 적용하여 주파수 적분으로 표현할 수 있다.

$$Sf(u, \zeta) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(w) \hat{g}_{u, \zeta}^*(w) dw \quad (5)$$

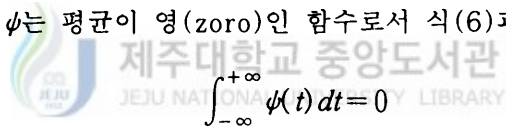
식(5)에서  $Sf(u, \zeta)$  변환은  $g_{u, \zeta}$ 와  $\hat{g}_{u, \zeta}$ 의 에너지가 집중되어 있는 시간 및 주파수 영역의  $f(t)$ 와  $\hat{f}(w)$ 의 값에 의존한다.

## 2. 웨이브릿 변환

웨이브릿을 처음 제안한 Morlet은 일정한 구간(duration)을 가지는 변조된 펄스를 전송하였을 때, 고주파수일 경우 인접한 공간으로부터 명확하게 분리하는 것

이 어려우며 이를 개선하기 위해서 고주파에서 펄스 대신에 동일한 구간을 갖는 짧은 파형을 보내는 이론을 제안했다. 이러한 파형은 웨이브릿이라 불리는 함수의 신호를 스케일링하여 간단히 얻을 수 있다. 비록 Grossmann는 물리학을 연구하는 학자이지만, Morlet의 이론에 접근하여 긴밀한 양의 관계에 대하여 연구하였다. Gabor 이후 Morlet과 Grossmann는 이론적인 물리학과 신호처리에 대하여 40여년 동안 같이 연구하였고, 마침내 연속 웨이브릿의 틀을 완성하였다.(Daubechies, 1988)(Combes,1987) 지금까지 이러한 이론은 harmonic 해석 또는 컴퓨터 버전의 멀티스케일 이미지 처리 연구자에게는 완전히 새로운 이론은 아니다. 특히 영상관련 분야에서는 필터 बैं크의 이론으로 이용되어 왔으며, 후에 이 이론이 웨이브릿과 동일한 개념을 갖고 진행되어 왔음이 증명되었다. 그 외 많은 분야의 과학자들이 웨이브릿을 이용하여 연구하여 왔다.

웨이브릿 함수  $\psi$ 는 평균이 영(zero)인 함수로서 식(6)과 같다.



$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (6)$$

이것은 스케일 파라미터  $s$ 에 의해서 수축/팽창되고  $u$ 에 의해 천이된다.

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (7)$$

스케일  $s$ 와 위치  $u$ 에 의한  $f$ 의 웨이브릿 변환은 웨이브릿  $\psi_{u,s}$ 와  $f$ 의 곱의 적분으로 구하여 진다.

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (8)$$

윈도우 푸리에 변환에서처럼, 웨이브릿 변환 또한 시간-주파수 변환의 스펙트

럼으로 분해로 측정할 수 있다. 그러나 이것은 윈도우 푸리에 변환에 의한 시간-주파수와는 해상도가 다르다. 웨이브릿 변환은 푸리에 Parseval 공식을 적용하여  $\psi_{u,s}$ 와  $f$ 의 관계를 주파수 적분으로 표현할 수 있다.

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{u,s}^*(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(w) \hat{\psi}_{u,s}(w) dw \quad (9)$$

시간-주파수 영역의 웨이브릿 계수  $Wf(u, s)$ 는  $f(t)$ 와  $\hat{f}(w)$ 에 의존하기 때문에  $\psi_{u,s}$ 와  $\hat{\psi}_{u,s}$ 에 에너지가 집중되어 있다.

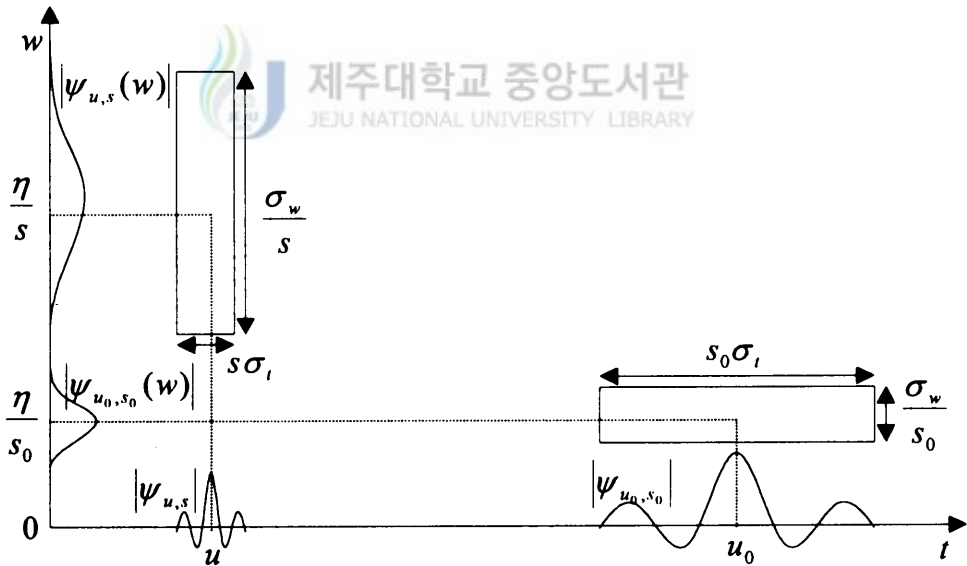


Fig 2. Wavelet time-frequency plane

시간영역에서,  $\psi_{u,s}$ 는 주파수의 퍼져있는 정도를 나타내는  $s$ 와 위치를 나타내는

$u$ 에 에너지가 집중되며, 푸리에 변환은 식(10)과 같다.

$$\hat{\psi}_{u,s}(w) = e^{-iuw\sqrt{s}} \hat{\psi}(sw) \quad (10)$$

여기서  $\hat{\psi}$ 는  $\psi$ 의 푸리에 변환이다. 신호의 위상 정보를 분석하기 위해서 복소 분석 웨이브릿이 이용된다.  $\hat{\psi}_{u,s}(w)$ 의 에너지는  $\eta/s$ 에서 양의 주파수 구간의  $1/s$ 에 의해 스케일링되어 집중된다. 시간-주파수 구간에서, 웨이브릿 분해  $\psi_{u,s}$ 는 사각형의 중심  $(u, \eta/s)$ 에서 상징적으로 표현된다. 시간과 주파수의 분포는  $s$ 와  $1/s$ 에 대하여 각각 비례적이다.  $s$ 가 변할 때, 사각형의 높이와 폭은 변하지만, 면적은 Fig 2와 같이 항상 동일한 상수 값을 취한다.

### 3. 다해상도 분석



다해상도의 이론을 적용하기 위해 우선 스케일 함수를 정의하면

$$\varphi_k(t) = \varphi(t-k) \quad k \in \mathbb{Z} \quad \varphi \in L^2 \quad (11)$$

이고, 식(11)의 스케일 함수들에 의해 Span된 부 공간(subspace)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$V_0 = \overline{\text{Span}\{\varphi_k(t)\}} \quad (12)$$

다해상도를 만족시키기 위한 span 된 부 공간을 다음 식(13),(14)과 같이 정의할 수 있다.(Mallat, 1989)

$$\cdots \subset v_{-2} \subset v_{-1} \subset v_0 \subset v_1 \subset v_2 \subset \cdots \subset L_2 \quad (13)$$

또

는

$$V_j \subset V_{j+1}, \quad j \in Z \quad (14)$$

여기서,  $V_{-\infty} = \{0\}$  이고  $V_{\infty} = L^2$  이다.

웨이브릿 span된 부 공간  $V_0$ 의 직교 여공간(orthogonal compliment)을  $W_0$ 로 정의하면

$$V_1 = V_0 \oplus W_0, \quad V_0 \perp W_0 \quad (15)$$

이고

$$V_2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1, \quad V_0 \perp W_0 \perp W_1 \quad (16)$$

이다.



일반적으로  $V_0$ 를 임의의 초기공간 이라고 하면  $L_2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \cdots$  이고, 여기서  $\oplus$ 는 서로 직교인 공간들의 합이며 이러한 관계를 Fig 3에 나타내었다.

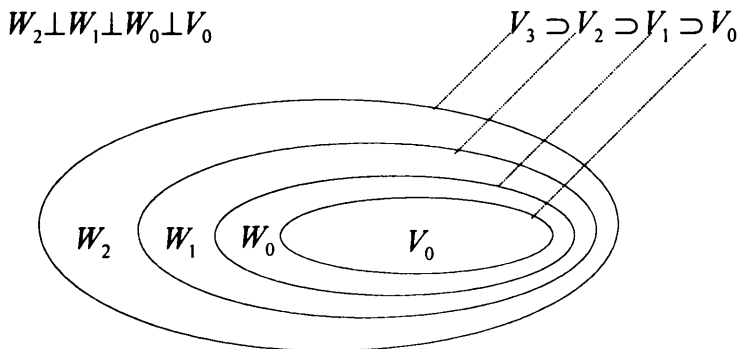


Fig 3. Wavelet vector space

따라서 어떤 부 공간에 속해있는 웨이브릿은  $\varphi(2t)$ 의 평행 이동한 형태의 합으로 표현된다.

$$\varphi(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n), \quad n \in Z \quad (17)$$

여기서  $h_1(n)$ 는 계수들의 집합이고  $L_2$ 에서 모든 함수 혹은 신호는

$$g(t) \in L_2(R) \text{이면, } g(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \varphi(t) + \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j, k) \psi_{j, k}(t) \quad (18)$$

이다.

디지털 영상에서 응용되는 이산 웨이브릿(Discrete Wavelet Transform)의 경우는 식(19)과 같다.



$$g(t) = \sum_k c_{j_0}(k) 2^{j_0/2} \varphi(2^{j_0} t - k) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (19)$$

또한, 각각의 계수는 원 신호  $g(t)$ 와 내적으로 구할 수 있다.

$$c_j(k) = \langle g(t), \varphi_{j, k}(t) \rangle = \int g(t) \varphi_{j, k}(t) dt \quad (20)$$

$$d_j(k) = \langle g(t), \psi_{j, k}(t) \rangle = \int g(t) \psi_{j, k}(t) dt \quad (21)$$

#### 4. 쌍직교 웨이브릿

영상 신호처리에 주로 사용되는 웨이브릿은 크게 직교 웨이브릿과 쌍직교 웨이브릿(biorthogonal wavelet)의 두 개의 분류로 나눌 수 있다. 직교 웨이브릿은 직교 기저로부터 구현된다. 직교 웨이브릿은 분석 필터 बैं크와 합성 필터 बैं크가



똑같은 웨이브릿 함수로부터 유도된 것으로서, 각 대역의 임펄스 응답은 다음과 같은 관계식을 만족한다.

$$\langle h_i(n-2l), h_j(n-2k) \rangle = \delta_{ij} \delta_{kl} \quad (22)$$

영상 부호화에 있어서 직교 웨이브릿의 가장 중요한 성질은 FIR 필터에 대응하는 compact support이다. 이러한 compact support 웨이브릿은 Daubechies에 의해 만들어 졌고, Mallat에 의해 빠른 계산 알고리즘이 만들어졌다. (Mallat, 1989) 그러나, 이 직교 웨이브릿의 가장 큰 단점은 비대칭성에 있다. 이러한 단점은 FIR 필터와 관련 있는 비선형을 의미한다. 따라서 웨이브릿 subband의 경계부분에 예러가 생긴다. 완전 재구성 특성을 만족하는 유한차수의 필터가 Daubechies에 의해 설계 되었지만 대칭성은 불연속적인 Harr 기저 이외에는 만족시킬 수 없다. (Daubechies, 1993) 이로 인해 정규 직교조건을 완화하고 biorthogonality 조건을 만족하도록 하는 쌍직교 웨이브릿이 만들어지고 있다. 쌍직교 웨이브릿은 분석필터 बैं크와 합성 필터 बैं크가 각각 다른 웨이브릿 함수로부터 유도된 경우로, 각 대역간의 직교성이 성립한다. 쌍직교 웨이브릿은 대칭성과 compact support의 성질 모두를 만족한다.

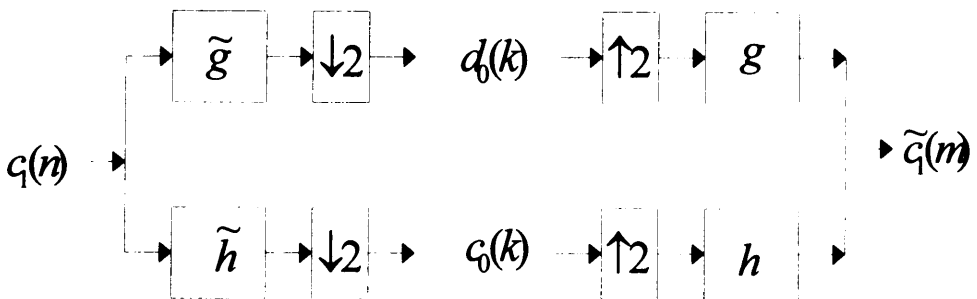


Fig 4. 2-Channel biorthogonal wavelet filter bank

Fig 4는 2채널 쌍직교 웨이브릿 필터 बैं크를 나타낸 것이다. 입력단에  $c_1(n)$ 의 신호가 입력되었을 때 분석필터 बैं크의 출력은

$$c_0(k) = \sum_n \tilde{h}(2k-n)c_1(n), \quad d_0(k) = \sum_n \tilde{g}(2k-n)c_1(n) \quad (23)$$

이고, 합성필터 बैं크의 출력은 식(24)로 나타낼 수 있다.

$$\tilde{c}_1(m) = \sum_k [h(2k-m)c_0(k) + g(2k-m)d_0(k)] \quad (24)$$

위 식(23)을 식(24)에 대입하므로써 합성필터 बैं크의 출력을 구할 수 있다.

$$\tilde{c}_1(m) = \sum_n \sum_k [h(2k-m)\tilde{h}(2k-n) + g(2k-m)\tilde{g}(2k-n)]c_1(n) \quad (25)$$

식(25)에서 완전복원을 위해 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$\tilde{c}_1(m) = c_1(m) \quad (26)$$

$$\sum_k [h(2k-m)\tilde{h}(2k-n) + g(2k-m)\tilde{g}(2k-n)] = \delta(m-n) \quad (27)$$

식(26), (27)의 조건으로부터 4개의 필터들은 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\tilde{g}(n) = (-1)^n h(1-n), \quad g(n) = (-1)^n \tilde{h}(1-n) \quad (28)$$

식(28)을 식(27)에 대입하면 식(29)과 같은 결과를 얻는다.

$$\sum_n \tilde{h}(n)h(n+2k) = \delta(k) \quad (29)$$

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

### 5. 웨이브릿변환을 이용한 영상의 다해상도 표현

영상과 같은 2차원 신호를 웨이브릿 변환하면 4개의 성분으로 나누어지며 Fig 5와 같은 과정을 통하여 변환된다. 나누어진 영상은 가장 에너지 분포가 높은 저레벨 대역과 수평성분, 수직성분, 대각성분으로 구성된다.

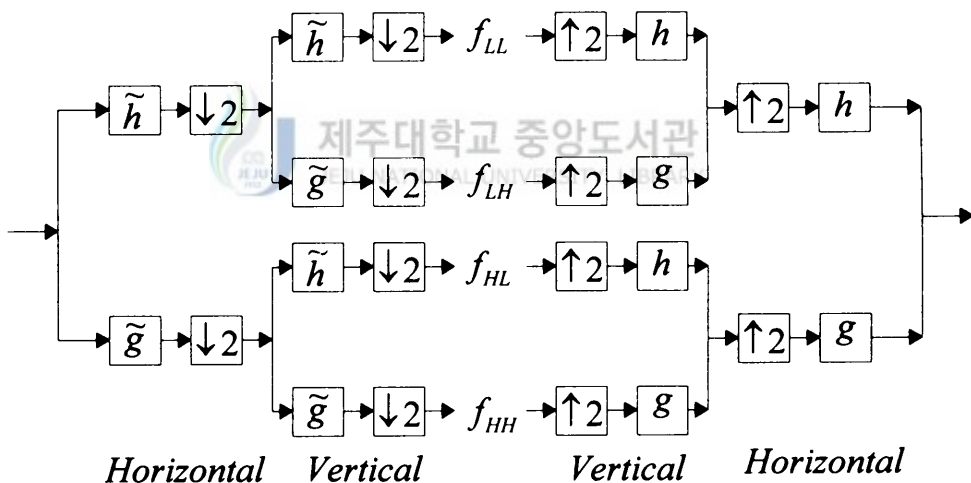


Fig 5. 2-dimension wavelet transform block diagram

입력의 영상  $f(x,y)$ 는 수평 방향으로 필터링되어져 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 downsample를 해준다. 그리고,  $f_L(x,y)$ 와  $f_H(x,y)$ 을 다시 수평 방향으로 필터링함으로써 4개의 부영상을 얻는다. 즉, 그

림 5와 같이  $f_{LL}, f_{LH}, f_{HL}, f_{HH}$  4개의 부영상을 얻는다.  $f_{LH}$ 는 영상의 수평 성분을 강조하고,  $f_{HL}$ 은 수직 성분을,  $f_{HH}$ 는 대각 성분을 강조한다.

2차원 영상의 복원은 Fig 5의 우측과 같은 과정을 통하여 원 영상으로 복원된다. 각 방향의 세부적인 영상들을 수직 방향으로 upsampling 한 후 각각의 영상들을 수직 방향으로 적절히 필터링을 한다. 이런 과정이 다시 수평 방향으로 이루어져 최종적인 복원된 영상을 얻는다.



Fig 6.(a) 1 Layer decomposition

Fig 6.(b) 2 Layer decomposition

Fig 6(a), (b)는 실제적인 Lenna 영상을 다해상도로 분해된 형태를 보여주고 있다. 이들 그림에서 볼 수 있듯이 웨이브릿 변환을 거쳐 분해된 영상의 미세 부분에서 영에 가까운 값(검정에 가까운 색)이 대부분을 차지하고 있음을 확인할 수 있다. 이것을 적당한 임계치(Threshold)를 정하여 영의 값으로 대체한다면 약간의 영상 손실 압축이 이루어진다. Fig 6(a), (b)에서 보는 바와 같이 에너지가 많이 포함되어 있는 저주파 성분의 대역을 먼저 전송하고 미세구간을 영으로 짊은 고주파 성분을 나중에 전달한다고 한다면 JPEG와 같이 순차적으로 보내는 영상보다 매우 효과적이다.

### Ⅲ. 임베디드 제로트리 웨이브릿 부호화

웨이브릿을 기반으로 하는 초기의 영상 압축 방법들은 각 대역내의 계수들간의 상관 관계를 이용하는데, Shapiro는 제로트리를 사용하는 부호화에 비트 평면 부호화를 적용하여 효율 높은 알고리즘을 제안하였다. 이는 웨이브릿 변환, 제로 트리 부호화, 임베디드 부호화를 합쳐 놓은 부호화 방식으로 임베디드 제로 트리 웨이브릿 부호화라고 한다. (Shapiro,1993) 임베디드 제로트리 웨이브릿 부호화는 원하는 비트율까지 부호화가 가능하고, 부호화된 비트 스트림을 복호화기에서 받아서 어느 순간에 끊어지더라도 복호화가 가능한 부호화 방식이다. 이러한 특성은 영상의 점진적 전송(progressive transmission)을 가능케 하며, 벡터 양자화에 사용되는 코드북같은 사전에 지정된 데이터가 없이도 압축율이 높은 부호화를 할 수 있다.



#### 1. 임베디드 제로트리 웨이브릿 부호화

임베디드 제로 트리 부호화는 Fig 7과 같이 크게 주부호화 과정과 종속 부호화 과정으로 나눌수 있다. 주 부호화 과정은 웨이브릿 변환된 계수들에 대하여 중요도를 판별하는 과정으로 중요도의 기준은 임계치에 의해 결정된다.

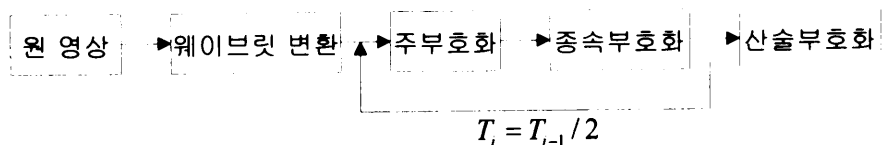


Fig 7. EZW coding block diagram

종속 부호화 과정은 주 부호화 과정에서 중요한 계수로 판별된 계수들에 대하여 수행하는 과정으로 원래의 웨이브릿 계수 값에 근사화하는 과정이다.

주부호화 과정에서는 각 계수들의 위치정보가 포함되어 있으면 종속 부호화 과정에는 주부호화 과정에서 중요 계수로 지정된 계수에 대하여 크기의 정보를 포함한다. 주 부호화 과정과 종속 부호화 과정은 원하는 비트율을 만족할 때까지 임계치를  $1/2$ 로 낮추면서 계속적으로 반복되어 부호화된다.

## 2. 주부호화 과정

제로트리 부호화를 하기 위해서는 가장 먼저 임계치를 구해야 한다. 초기 임계치  $T_0$ 는 식(30)과 같이 정의되며, 계수의 절대값 중에서 최대치를 구하고 그 최대치를 넘지 않는 가장 큰 수로 정한다.

$$T_0 = 2^{\lceil \log_2 L \rceil} \quad (30)$$

주부호화 과정에서 중요도의 검색순서는 Fig 8과 같이 진행된다. 에너지 밀도가 가장 높은 저주파 대역에서부터 시작해서 지그재그 형태로 고주파 대역으로 그림에서의 화살표 방향으로 검색된다.

임베디드 제로 트리 부호화는 각각의 웨이브릿 계수  $w_{i,j}$ 를 Fig 8의 검색순서에 따라서 부호화를 하게 된다. 웨이브릿 계수  $w_{i,j}$ 의 절대치와 임계치  $T_i$ 와 비교해서 임계치 보다 높은 값은 중요 계수 (significant coefficient)로 지정하고, 그렇지 않은 값에 대하여는 비중요 계수 (insignificant coefficient)로 지정하게 된다.

이때 비중요 계수는 후손(descendent)를 검색하게 되는데 후손중에 중요계

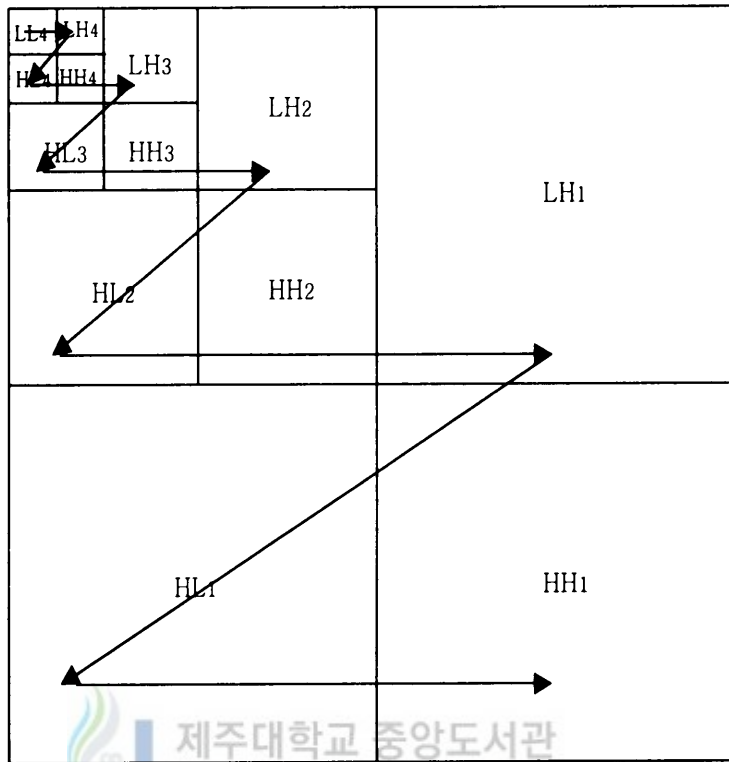


Fig 8. EZW scanning sequence

수가 하나라도 존재한다면 분리제로(Isolated Zero)로 정의하고, 후손 중에 중요 계수가 하나도 존재하지 않는다고 한다면 제로 트리 루트(Zero Tree Root, ZTR)로 부호화를 하게 된다.

중요도를 판단하기 위한 흐름도를 Fig 9에 나타내었고, 중요계수 중 양의 값을 가지고 있으면 양의 중요계수(positive significant, POS)로 심볼화 하고 중요 계수가 음의 값을 가지고 있으면 음 중요계수(Negative significant, NEG)로 심볼화 한다. 그리고 심볼들은 각각 2비트로 표현이 가능하며 일반적으로 POS : 11, NEG : 10, IZ : 01, ZTR : 00으로 심볼을 표현한다. 이러한 제로 트리 부호화 과정은 일정한 규칙에 의해 부호화 되기 때문에 중요도 맵을 구성 시 위치 정보를 포함하게 된다.

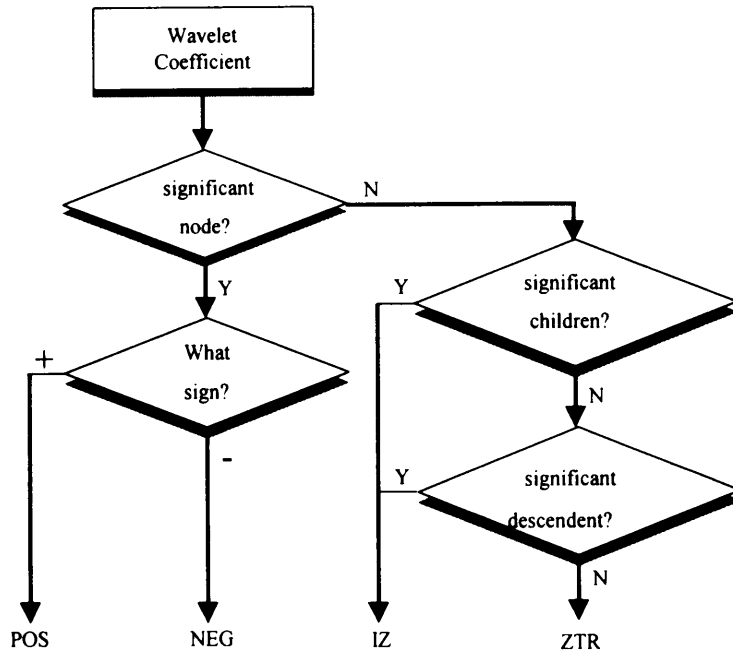


Fig 9. Flow chart for significant coefficient decision

### 3. 종속 부호화 과정

종속 부호화 과정은 주부호화 과정에서 심볼화된 다음 크기 값을 점차적으로 원 웨이브릿 계수에 근사화하는 과정이다. 이 과정은 비 중요계수에 대하여는 위치 정보를 갖고 있지 않기 때문에 심볼이 POS와 NEG인 경우에만 수행하는 과정이다.

예를 들면, 초기치 임계치  $T_0$ 가 64이라 하고 웨이브릿 계수가 120이면 주부호화 과정에 의해서 처음 심볼을 생성한다.



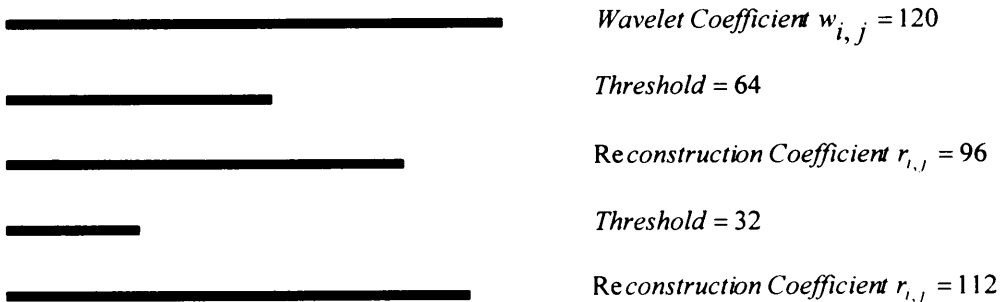


Fig 10. subordinate encoding

$w_{i,j}$ 가 초기치  $T_0$ 보다 크기 때문에 심볼은 POS로 부호화되고 복원 수식  $r_{i,j} = T_0 \cdot 3/2$ 에 의해  $r_{i,j} = 96$ 이 된다. 이렇게 주부호화 과정에 의해 부호화된 다음 Fig 10과 같이 종속부호화 과정을 거치게 되는데, 종속부호화 과정은 복원된 신호  $r_{i,j}$ 와 원래의 계수  $w_{i,j}$ 을 비교하여  $w_{i,j}$ 가 크면 1로 부호화 하고 그렇지 않으면 0으로 부호화 한다. 여기에서는  $w_{i,j}$ 가 크므로 1로 부호화 되고 복원된 신호는  $T_1/2$ 가 더하여져서 112가 된다. 이러한 과정을 임계치  $T$ 를 반으로 줄여면서 계속적으로 원하는 비트가 될 때 까지 반복한다.

## IV. 부밴드 최대치를 이용한 선택적 임베디드

### 웨이브릿 부호화

#### 1. 웨이브릿 영역의 통계적 특성

웨이브릿 변환은 공간적인 영역에서 주파수 영역으로 변환시키는 변화부호화의 일종으로 그 특징 중의 하나가 다해상도 분해이다. 다해상도 분해된 영역은 에너지 스펙트럼이 공간영역과는 다른 형태를 갖는다.

Table 1. Reconstruction image quality of removed specific band

Removed Band	Reconstruction PSNR	Removed Band	Reconstruction PSNR
$LL_5$	8.1912	$HL_2$	33.5082
$HL_5$	22.9762	$LH_2$	37.9465
$LH_5$	30.5524	$HH_2$	40.9672
$HH_5$	29.5285	$HL_1$	44.2459
$HL_4$	26.8565	$LH_1$	47.1745
$LH_4$	32.4083	$HH_1$	51.1319
$HH_4$	32.7203		
$HL_3$	29.3998		
$LH_3$	34.3651		
$HH_3$	34.9133		

Table 1은 웨이브릿을 다섯 번 수행하여 다해상도 분해하고 특정 부대역을 제거하고 다시 복원했을 때의 PSNR을 보여주고 있다. 여기서  $LL_5$  대역이 가장

저주파 대역이고 통계적인 특성을 살펴보면 저주파수 대역이 제거되었을 때 복원된 영상의 PSNR은 낮고 고주파의  $HH$  대역의 제거되었을 때는 복원된 영상에 별다른 영향을 주지 않는다.



(a) Removed  $LL_5$  band      Fig (b). Removed  $HH_4$  band

Fig 11. Reconstruction image of removed specific subband

실제적인 Lenna 영상에 대하여  $LL_5$ 이 제거되었을 때와  $HH_4$  대역이 제거되었을 때의 복원 영상을 Fig 11(a) 와(b)에 비교하였으며  $LL_5$ 대역이 제거된 Fig 11(a)인 경우 고주파 성분에 대하여는 거의 복원이 되었기 때문에 영상의 윤곽은 선명하게 나타나지만, 가장 중요한 저주파 성분이 제거되었기 때문에 원 영상과 비교하여 볼 때 전체적으로 검은 색이 주가 되어 나타난다. 그리고  $HH_4$ 가 제거된 영상은 원 영상과 가깝게 복원하고 있지만 고주파 성분을 복원하지 못하기 때문에 상세 신호가 흐려지는 현상을 보이고 있다. 이는  $LL_5$  대역에서 통계적으로 에너지가 집중되었음을 확인할 수 있다.

## 2. 대역간 상관관계

원 영상을 웨이브릿 변환하였을때 저주파수 대역과 고주파수 대역간에 간에는 서로 상관관계가 존재하게 된다. 저주파수 대역에서 중요한 계수가 존재한다면 자식 또는 자손에서도 중요한 계수가 존재할 가능성이 높다는 것이다. 대역간 상관 관계를 살펴보면 Fig 12와 같다.

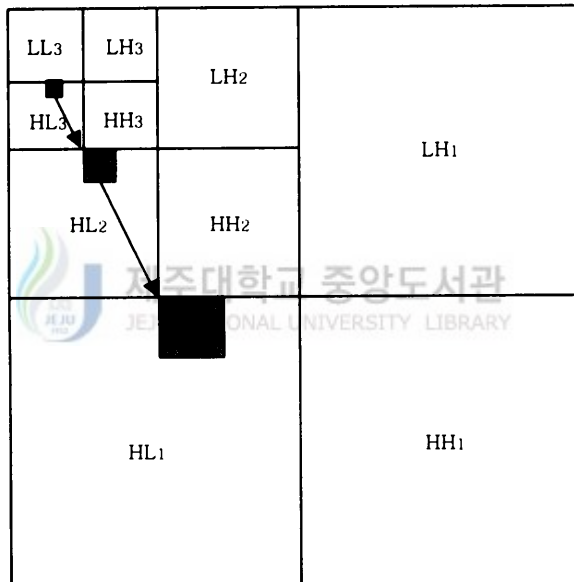


Fig 12. Inter-subband wavelet correlation

## 3. 부대역 최대치를 이용한 선택적 임베디드 웨이브릿

임베디드 제로 트리 부호화 과정에서는 앞절에서 언급한 것과 같이 모든 대역에 대하여 검색을 하게 된다. 이러한 부호화 과정은 고주파 대역을 검색하는 과정에서 중복하여 검색이 이루어진다. 하지만 본 논문에서 제안하는 방법은 고주

과 대역에서 중복되는 부분을 최대치로 줄이기 위해 각 부대역의 최대치를 이용한다. 부대역의 최대치는 각 대역의 계수들 중에서 가장 큰 값을 최대값으로 취하며 중요 대역의 판단 기준이 된다.

입력 영상을 N번까지 웨이브릿을 반복적으로 취할 경우  $3N + 1$ 개의 대역을 얻을 수 있으며 각각의 부대역을 최대값을 구하고 이를 검색순서에 따라  $m_i$ 로 표현하며  $N = 3$ 일 때  $m_1$ 는  $LL_3$ 의 최대치가 되고  $m_2, m_3, m_4$ 는 각각  $LH_3, HL_3, HH_3$ 의 최대값이 된다.

		$m_5 = 40$		$m_6 = 15$
		$m_3 = 45$	$m_4 = 26$	
$m_6 = 33$		$m_5 = 20$		
$m_7 = 12$			$m_8 = 10$	

Fig 13. Maximum coefficient to search significant band

Fig 13은 세 번 웨이브릿을 변환을 했을 때를 보여주고 있으며, 이때의 부대역의 최대치를 예로 나타내고 있다. 여기서  $LL_3$ 대역은 가장 에너지 밀도가 높은 대역으로 하위 고주파 대역과 비교하여 계수값이 크게 차이 나기 때문에  $LL_3$  대

역의 계수값들에 대하여는 평균을 취하고,  $LL_3$  대역의 모든 계수들에 대하여 평균을 빼주고 있다. 여기서  $m_i = \{80, 65, 45, 26, 40, 33, 20, 15, 12, 10\}$ 이라고 하면 각각의 값들은 각 부대역의 최대값을 대표하는 값이기 때문에 초기 임계치를 구하는 공식에 의해서 64가 된다.

가장 먼저 부호화 되는 대역은  $LL_3$ 이고 여기서 심볼을 생성하게 된다. 여기서 부호화된 심볼이 POS, NEG, IZ인 경우 기존의 임베디드 웨이브릿인 경우 상관관계가 존재하는 모든 대역에 대하여 중요도를 판단 해야 한다. 하지만 본 논문에서는 각 대역의 최대값을 알고 있기 때문에 중요하다고 판단되는 대역에 대하여만 검색하고 부호화 한다. Fig 13에서 초기 임계치가 64이므로 중요대역으로 지정할 수 있는 대역은  $LL_3$ 과  $LH_3$  대역이다. 그러므로 이 대역에 대하여만 심볼 부호화 과정을 취하게 되고 나머지 대역에 대하여는 부호화를 생략하여도 된다. 이때  $LL_3$ 는 다른 부대역과는 독립적으로 부호화 과정을 수행하며  $HL_3$ ,  $HH_3$  대역에서는 POS, NEG, IZ 심볼에 대하여는 그 상관관계가 있는 그 자식과 자손에 대하여도 심볼 부호화를 취하여야 되지만 부대역의 최대치에 의해 그 과정을 생략하여도 된다. 그리고  $LH_3$  대역인 경우에는 그 자식과 자손이 속해 있는 부대역  $LH_2$ ,  $LH_1$ 가 중요계수가 존재하지 않기 때문에  $LH_3$ 에는 IZ 심볼은 존재하지 않고 단지 POS, NEG, ZTR 만이 존재하게 된다. 이때 IZ가 존재하지 않기 때문에 ZTR : 00 대신에 ZTR : 0 으로 ZTR을 단지 한 비트로 표현할 수 있으므로 압축율을 높일 수 있다.

1차 주부호화 과정에 의해서 심볼이 결정된 값에 대하여는 종속 부호화 과정을 거치게 되며 이 과정은 기존의 임베디드 과정과 동일한 과정을 거치게 되며 중요 비트부터 순차적으로 부호화 하게 된다.

종속부호화 과정이 끝나면 2차 주부호화 과정을 거치면서 다시 중요 계수들에 대하여 심볼을 생성하게 되는데 이때 임계치 값은  $T_i = T_{i-1}/2$ 로 계산되며, Fig 13에서는 32가 된다. 임계치가 32으로 낮아지면서  $LL_3$ 과  $LH_3$ 을 포함하여

$HL_3$ ,  $LH_2$ ,  $HL_2$ 가 다시 추가적으로 중요대역으로 선정된다. 2차 주부호화 과정에서 1차 주부호화와 동일한 방법으로 부호화되며,  $HH_3$ 는 심볼 부화에서 생략되며 자식 또는 자손에 중요계수가 존재하지 않는  $LH_2$ 와  $LH_2$  대역에 대해서는 IZ가 존재하지 않기 때문에 ZTR을 한 비트의 0으로 표현하여 부호화 한다. 그리고 가장 고주파 대역인  $LH_1$ ,  $HL_1$ ,  $HH_1$ 는 검색할 대역이 없으므로 당연히 IZ 심볼이 존재하지 않는다. 그러므로 이 대역에 대하여는 무조건적으로 ZTR을 한 비트로 표현하여 부호화 한다.

이러한 일련의 과정들은 Fig 14와 같이 나타내었다. 우선 웨이브릿 변환에 의하여 부대역을 구성하고 임계치를 구하는 식에 의해 임계치를 계산한다. 일반적으로 가장 에너지 밀도가 높은 대역인  $LL$ 대역에서 임계치 값이 구하여 진다. 분할된 각 대역에 대하여 최대치를 구하며, 대역의 중요도 판단에 적용한다. 그 다음 과정으로 각 대역의 중요도를 검사하여 중요한 대역에 대하여만 부호화를 수행한다. 중요 대역인 경우에는 대역 내의 각 노드(node)에 부호화 과정을 수행하며 중요하다고 인정되는 계수들에 대하여는 부호에 따라 POS와 NEG로 심볼화 된다. 하지만 중요하지 않은 노드는 자식 대역 또는 자손 대역의 중요도를 판별한다. 이때 자손 또는 자손 대역이 중요하지 않으면 이 대역에는 IZ가 하나도 존재하지 않게 된다. IZ 심볼이 존재하지 않기 때문에 이러한 대역에 대하여는 ZTR을 한 비트로 표현이 가능하며 이때 많은 비트가 절약된다. 그리고 자식 또는 자손 대역이 중요할 때는 기존의 EZW와 동일한 방법으로 계수가 중요하면 IZ 그렇지 않으면 ZTR로 심볼화 된다.

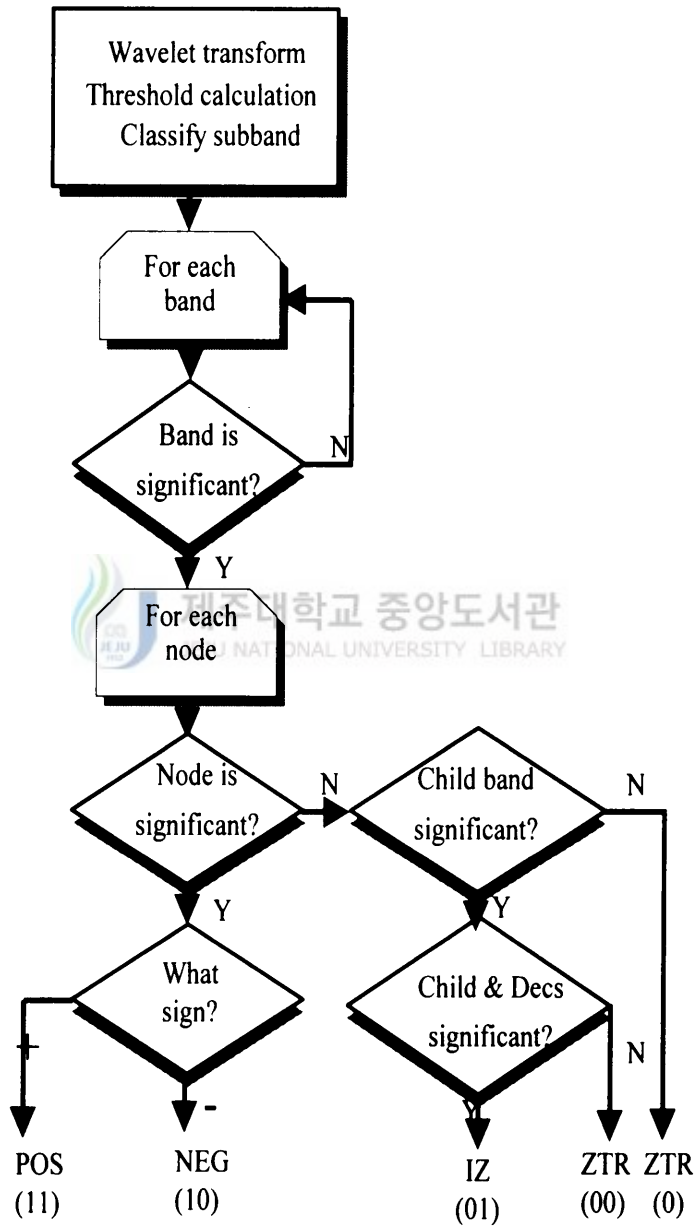


Fig 14. Proposed EZW algorithm flow chart



## V. 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서 모든 시뮬레이션은 크기가  $512 \times 512$ 인 Lenna, Baboons, Girl 영상을 사용하여 실험했으며 그 이유는 영상의 크기가 클수록 화소간 유사성이 크므로 압축율이 높고 작은 영상에 비하여 화질의 차를 쉽게 구분할 수 있기 때문이다. 웨이브릿 영역으로 변환하기 위한 필터는 Antonini가 제안한 9/7 템 쌍직교 웨이브릿 필터를 사용하였고 그 필터계수는 Table 2과 같으며, 실험에 사용된 프로그램 언어는 Visual C++로 시뮬레이션 하였다.

Table 2. 9/7 Antonini filter coefficient

	Length	Filter Coefficient
Low Pass	9	0.852699, 0.377403, -0.110624, -0.023849, 0.037829
High Pass	7	0.788485, -0.418092, -0.040690, 0.064539

본 논문에서 제안하는 부호화의 효율에 대한 실험의 성능평가로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)를 사용하였으며 PSNR이 절대적이 성능평가의 기준이라 할 수는 없지만 화질의 평가 기준으로 많이 사용되고 있으며 식(31)과 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{p} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} (f(i, j) - g(i, j))^2} \quad (31)$$

여기서  $f(i, j)$ 는 원 영상의 픽셀 값이고  $g(i, j)$ 는 복원된 영상의 픽셀값이 된다. 그리고  $p$ 는 총 픽셀수를 나타내며 본 논문에서는  $512 \times 512$ 가 된다.

## 1. 복원된 영상의 화질 비교

본 논문에서는 영상의 복잡도가 다른 3개의 영상을 가지고 시뮬레이션 하였으며 영상의 크기는  $512 \times 512$ 으로 262144 BYTE을 갖는 흑백 영상으로 명도는 0~255의 값을 가지고 있으며 Fig 15(a)~(c)와 같다.

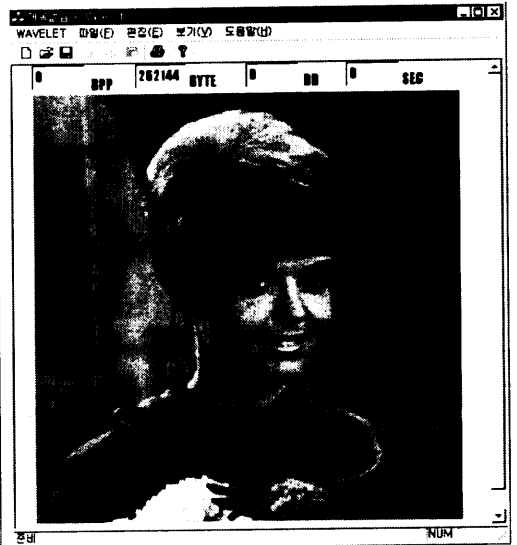
각 영상의 특징을 살펴보면 Lenna 영상의 경우 대체적으로 평활한 영상이다. 갑자기 변화하는 부분이 작고 변환부호화를 수행하였을 경우 저주파 성분에 많은 정보가 포함되어 있어 Fig 16(a)와 같이 고압축에서도 우수하게 복원된다. Baboons 영상은 영상의 전 부분에서 신호가 급격하게 변하는 복잡 영상의 구조이며 저주파 성분만을 복원하였을 경우 Fig 16(b)에서 보는 바와 같이 상세한 부분의 경우 영상의 자기공명현상이 일어나는 영상이다. Girl 영상은 Lenna 영상과 비슷하며 Lenna 영상보다 조금 더 복잡한 구조를 갖고 있다.



(a) Lenna



(b) Baboons



(c) Girl

Fig 15. Original image



(a) Lenna



(b) Baboons

Fig 16. 0.2bpp EZW image compression

Fig 17(a)~(e)는 압축율을 달리하면서 웨이브릿 변환하여 부호화 했을때의 복원된 영상을 보여주고 있다. Fig 17(a)의 경우 0.0625bpp(bit per pixel)로 압축하여 복원한 영상으로 원 영상에 데이터에 비해 128배 압축이 이루어진 영상이다. 이 영상은 비교적 저주파 성분은 우수하게 복원되었지만 영상의 복잡도가 큰 고주파 성분의 경우 영상이 흐려지는 자기공명 현상이 현저하게 나타나고 있다. 하지만 DCT 기반의 JPEG 영상 압축에서 보이는 블록화 현상은 어떤 압축율에서도 나타나지 않고 있다. 0.125bpp으로 압축한 영상의 경우도 고주파 성분에서 약간의 흐림 현상이 일어나고 있지만 0.5bpp 이상의 영상에서는 원 영상과 시각적으로 구분이 되지 않을 만큼 우수하게 복원되었다.



EZW

Proposed EZW

(a) 0.0625 bpp



EZW



Proposed EZW

(b) 0.125 bpp  
 제주대학교 중앙도서관  
 JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY



EZW



Proposed EZW

(c) 0.25 bpp



EZW

Proposed EZW

(d) 0.5 bpp



EZW

Proposed EZW

(e) 1bpp

Fig 17. EZW and Proposed method image compression according to bpp

Table 3. PSNR of the Lenna image

Compression Ratio \ Method	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
EZW	24.67	27.74	31.20	35.20	39.41
Proposed EZW	26.30	29.09	32.82	37.40	40.50

Table 3과 Fig 18은 Lenna 영상에 대하여 EZW와 제안하는 EZW의 bpp에 따른 PSNR을 보여주고 있다. 0.0625bpp에서는 1.63dB의 영상 이득을 얻었고 0.5bpp에서 최대 2.2dB의 영상 이득을 얻었다.

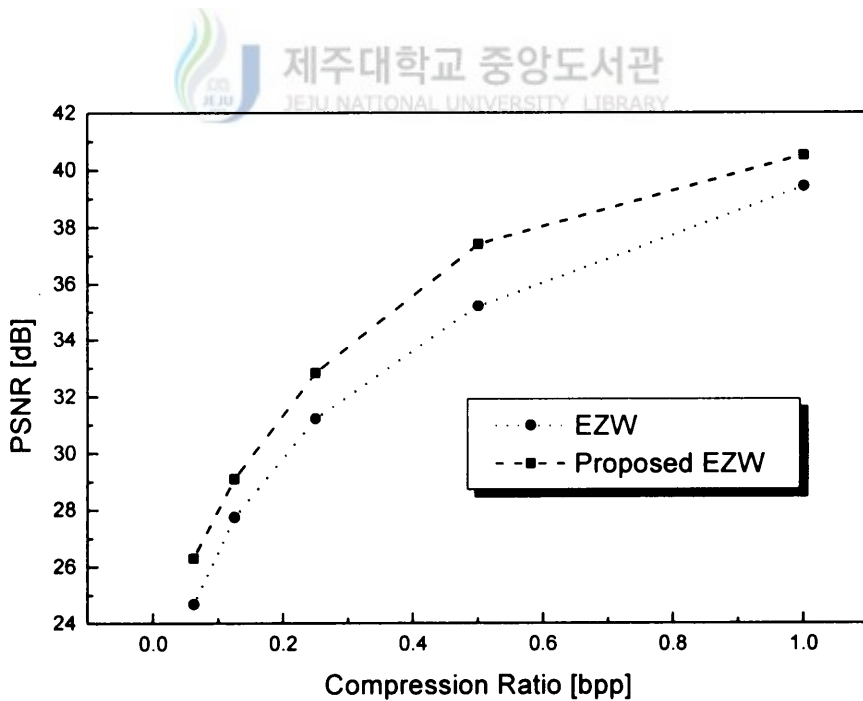


Fig 18. Lenna image

PSNR comparison according to bpp

Table 4. PSNR of the Baboons image

Compression Ratio \ Method	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
EZW	21.37	22.25	24.11	25.50	27.82
Proposed EZW	21.74	22.94	24.34	25.96	28.39

Table 4와 Fig 19는 Baboons 영상에 대하여 EZW와 제안하는 EZW의 bpp에 따른 PSNR을 보여주고 있다. 0.25bpp에서는 0.23dB의 아주 적은 영상 이득을 얻었지만 부호화 비트수가 많아지는 1bpp에서 최대 0.57dB의 영상 이득을 얻었다.

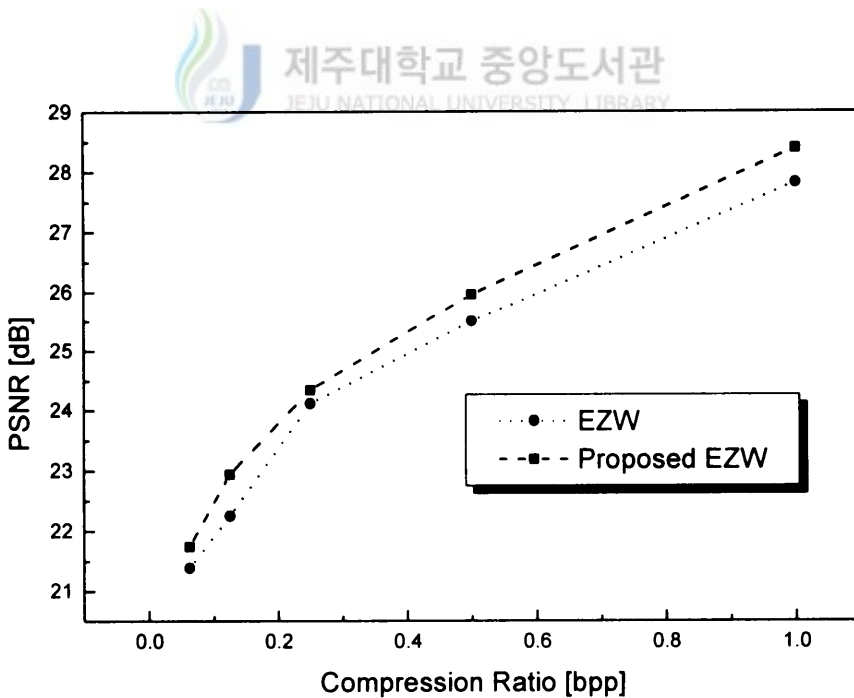


Fig 19. Baboons image  
PSNR comparison according to bpp



Table 5. PSNR of the Girl image

Compression Ratio \ Method	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
EZW	27.36	30.14	32.36	34.40	37.07
Proposed EZW	28.29	30.43	32.53	34.90	37.71

Table 5와 Fig 20은 Girl 영상에 대하여 EZW와 제안하는 EZW의 bpp에 따른 PSNR을 보여주고 있다. Girl 영상의 경우 1bpp에서 0.64dB의 영상 이득을 얻었다.

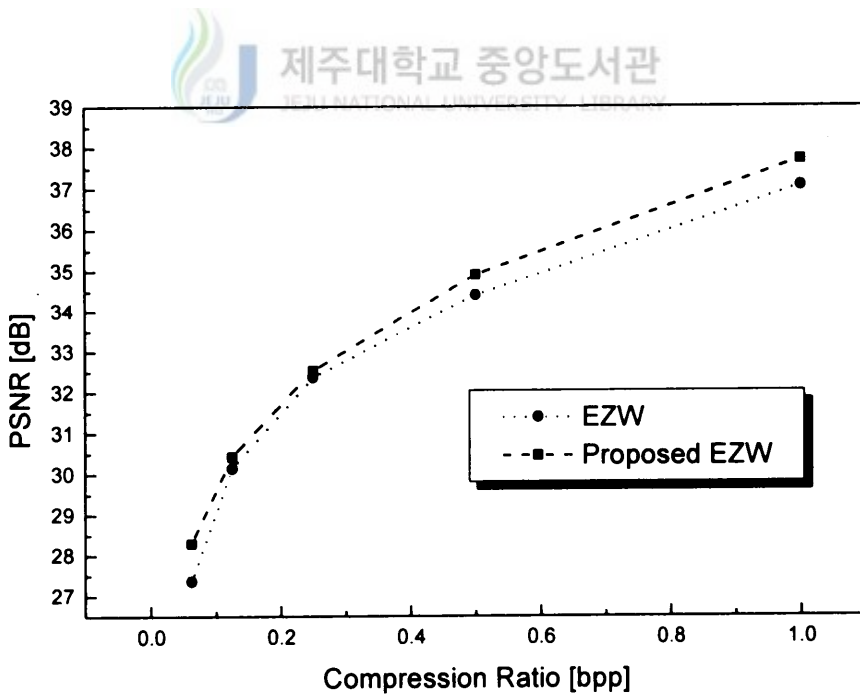


Fig 20. Girl image

PSNR comparison according to bpp

Table 6. Saved bits

Image \ Compression Ratio	0.0625	0.125	0.25	0.5	1
Lenna	2332	4467	14258	26777	83885
Baboons	1501	4634	4893	16279	55583
Girl	3345	4377	6238	16583	46709

Table 6과 Fig 21은 세 개의 영상에 대하여 bpp에 따른 절약된 비트수를 나타내고 있다. 영상 부호화가 많이 될수록 절약되는 비트는 많아지고 세 개의 영상에서 복잡도가 가장 적은 Lenna 영상이 가장 많은 83885 비트가 절약되었고 이를 BYTE로 표현하면 10486 BYTE가 절약되었다.

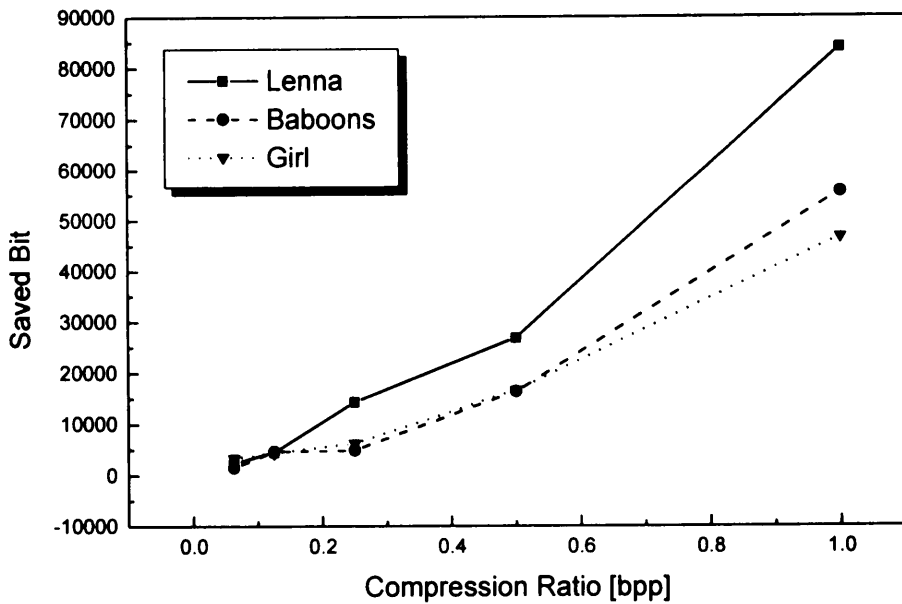


Fig 21. Saved bit according to bpp

## VI. 결 론

본 논문에서는 현재 영상 압축 분야에서 최근 활발히 연구가 진행중인 EZW을 이용한 효율적인 영상 압축 기법을 제안하였다. 영상의 경우 웨이브릿을 변환하면 저주파 대역에 많은 정보가 집중되어 있으며 다섯 번 웨이브릿을 수행하였을 경우  $LL_5$  대역이 제거되면 복원된 영상의 PSNR이 8.1912dB가 되며 고주파 성분인 경계부분은 비교적 우수하게 복원되지만 저주파 성분이 제거되었기 때문에 영상이 검게 됨을 확인 할 수 있다.  $HH_4$  대역이 제거된 영상의 경우에는 PSNR이 비교적 높으며 고주파 성분이 제거되었기 때문에 영상의 화소가 급격하게 변하는 경계에서 흐려지는 현상이 일어난다.

본 논문에서 제안한 EZW 알고리즘은 영상을 부호화 하는 과정에서 부대역의 최대치를 이용하여 임계치 보다 적은 부대역에 대하여는 부호화를 생략하는 방법을 적용하였으며, 부대역 간의 상관관계를 이용하여 자식, 자손 대역이 존재하지 않는 대역에 대하여는 IZ가 존재하지 않기 때문에 ZTR의 비트를 하나의 비트로 표현하였다.

본 논문에서 실험 데이터로 사용된  $512 \times 512$ 인 세 개의 영상에 대하여 기존의 EZW와 개선된 EZW의 화질을 비교하였으며 Lenna 영상의 경우 1.63dB에서 최대 2.2dB의 영상이득을 얻었다. Baboons 영상은 비교적 영상의 복잡도가 높은 영상으로 영상의 흐림 현상이 비교적 많이 발생하였으며 최대 0.57dB의 영상 이득을 얻었으며, Girl 영상은 최대 0.64dB의 영상 이득을 얻었다. 그리고 세 개의 영상에 대하여 영상의 절약된 비트수를 살펴보면 세 개의 영상 모두가 공통적으로 부호화가 많이 되는 1bpp에서 절약되는 비트수가 최대로 되었다. Lenna 영상의 경우가 최대로 83885 개의 비트가 절약되었고, Baboons와 Girl 영상이 각각 55583, 46709 개의 비트수가 절약되어 기존의 EZW 알고리즘 보다 제안된 기법이 우수함을 확인 할 수 있다.

## 참고문헌

- Antonini, M., et al. 1990, Image coding using vector quantization in the wavelet transform domain, IEEE Pro. on ICASSP, pp.2297-2300.
- Antonini, M., M. Barlaud, P. Mathieu and I. Daubechies, 1992, Image coding using wavelet transform, IEEE Tr. Image Processing, Vol.1, No.2, pp.205-220.
- Averbuch, A., D. Lazar and M. Israeli, 1996, Image Compression Using Wavelet Transform and Multiresolution Decomposition, IEEE Trans. on Image Pressing, vol. 5, no. 1, pp.4-15.
- Cohen, A., and Robert D. Ryan, 1995, Wavelets and Multiscale Signal Processing, Chapman & HALL, p.343.
- Combes, J. M., A. Grossmann, and P. Tchamitchian, 1989, Wavelet, Time-Frequency Methods and Phase Space, Proceedings of the International Conference.
- Daubechies, I., 1988, Othonormal bases of compactly supported wavelets. Communications proach. IEEE Transactions on Information Theory, p909-996.
- Daubechies, I., 1993, Orthonormal bases of compactly supported wavelet II, variations on a theme, SIAM Journal of Mathematical Analysis, p.499-519.
- Efstratiadis, S. N, D. Tzovaras, and M. G. Strintzis, 1996, Hierarchical partition priority wavelet image compression, IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, no. 7, pp.1111-1123.

- Gilbert, G. Walter, 1994, Wavelets and Other Orthogonal Systems With Applications, CRC Press, 248pp.
- ITU-T SG 15, Working Part 15/1 Expert's Group on Very Low Bit Rate Visual Telephony, 1995, Video Codec Test Model TMN5.
- Lewis, A. S., and G. Knowles, 1992, Image compression using the 2-D wavelet transform, IEEE Tr. on Image Processing, Vol.1, pp.244-250.
- Mallat, S. G. 1989, A theory for multiresolution signal decomposition the wavelet representation, IEEE Tr. Patt Analy. Mach. Intell., Vol.11, pp.674-693.
- Mallat, S., 1998, a Wavelet tour of signal processing, ACADEMIC PRESS, p.637.
- Martin, Velterli and Jelena Kovacevic, 1995, Wavelets AND Subband Coding, prentice HALL, p.488.
- Martucci, S. A., I. Sodagar, and T. Chiang, 1997, A zerotree wavelet video coder, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol, vol. 7, no. 1, pp. 109-118.
- Randy, K. Young, 1993, Wavelet Theory and it's Applications, Kluwer Academic Publishers, p.263.
- Rioul, O., 1993, Regular Wavelet : A Discrete-time approach, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, no. 12.
- Shapiro, J. M., 1993, Embedded image coding using zerotree of wavelet coefficients, IEEE Transactidns on Signal Processing, Vol.41, No.12, pp.3445-3463.
- Sidney, C. Burrus and Ramesh A. Gopinath and Haitao Guo, 1998, Wavelets and Transforms, PRENITCE HALL, 268pp.

- Tham, J. Y., S. Ranganath, and A. A. Kassim, 1998. Highly scalable wavelet-based video codec for very low bit-rate environment, IEEE Trans. Selected Areas in Comm. vol. 16, no. 1, pp.12-27.
- Wallace, G. K., 1992, The JPEG still picture compression standard, IEEE Trans. on Consumer Electronics, vol.38, No.1.
- Xiong, Z., K. Ramchandran, and M. T. Orchard, 1997, Space-frequency quantization for wavelet image coding, IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, no. 5, pp. 667-693.
- Zhang, Ya-Qin, 1995, Very Low Bit Rate Video Coding Standards, Proc. SPIEVCIP'95, Vol.2501, pp.1016-1023.



## 감사의 글

학부를 졸업하고 일 년이라는 방황을 하면서 조금 더 나은 사람이 되기 위해 대학원에 입학한지 벌써 2년이라는 시간이 지났습니다. 대학원에 진학하면서 더 많은 것을 배우고 싶었던 처음의 마음에 미치지 못해 아쉬움이 남지만 지금 뒤돌아보면 정말 즐겁고 행복했던 시간이었습니다.

저의 지도교수님이신 임재운 교수님께 감사의 말을 전하고 싶습니다. 부족한 저를 받아주시고 항상 격려해 주시고, 정열과 노력만 있으면 모든 것을 할 수 있다는 것을 저에게 가르쳐주셨습니다. 그리고 항상 기본적인 통신 개념을 다져주신 이용학 교수님, 겉으로는 근엄하시지만 속정이 많은 문건 교수님, 지금은 외국에 가시고 안계신 김홍수 교수님, 항상 편안하게 대해주신 양두영 교수님과 강진식 교수님께 이 글을 빌어 감사의 말을 전합니다.

그리고 대학원 선배이신 정동성 선배님, 강부식 선배님, 홍성욱 선배님, 이권의 선배님께 진심으로 감사드립니다. 연구실의 동료 향진이와 재필형, 시어머니 같이 잔소리가 많았던 영애와 그밖에 같이 지냈던 학부생들에게도 고맙다고 전하고 싶습니다.

또한 학과사무실에서 열심히 도와준 정주누나와 창윤이, 은진이, 그외 다른 연구실의 봉수형, 종국이형, 진경, 광삼, 원틀이와 선배 같은 든직한 후배 성익이에게도 그 동안의 고마움을 전하고 싶습니다.

마지막으로 지금의 제가 있기까지 헌신적으로 보살펴 주시고 지켜봐주신 어머님과 동경에서 공부를 하고 있는 동생 형금이와 이 논문이 완성된 기쁨을 나누고 싶습니다.