

論文99-36S-4-6

# 웨이브렛 계수의 특성 분류에 의한 영상압축 (Image Compression Scheme by Wavelet Coefficients' Property Classification)

朴正鎬\*, 崔在虎\*, 郭勳星\*

(Jeong-Ho Park, Jae-Ho Choi, and Hoon-Sung Kwak)

## 요 약

본 논문에서는 웨이브렛 변환 대역에서 영역분할 기법을 적용하여 얻어진 각 영역을 중요 영역과 비 중요 영역으로 분류하고 각각의 영역을 그의 특성에 적합한 방식으로 부호화 하는 기법을 제안하였다. 중요 영역은 전체 영역 가운데 매우 작은 부분을 차지하지만 영상 복원에 매우 큰 영향을 주기 때문에 이러한 영역 부호화를 위해 기존의 EZW 방식보다 성능이 우수하며 단일계수 전송에 성능이 뛰어난 SPIHT 알고리즘을 적용하였다. 그러나 비 중요영역은 영상복원에 미치는 영향이 적을 뿐만 아니라, 매우 큰 동질 영역을 형성하기 때문에 텍스처 모델링을 이용할 경우 높은 압축률을 얻을 수 있다. 또한 이 방식을 이용할 경우 인위적인 에러가 거의 없기 때문에 시각적으로도 좋은 영상을 복원 할 수 있다. 실험결과 제안한 시스템은 다양한 영상에 대하여 적응성이 있음을 보였고 특히 0.2 bpp이하의 매우 낮은 비트율에서도 EZW 와 같은 기존의 웨이브렛 기반 부호화기보다 좋은 성능을 나타내었다.

## Abstract

A novel wavelet-based image coding method incorporating segmentation and property classification in the wavelet transform domain is presented in this paper. In our proposed method the texture segmentation is first applied to the wavelet transform of an image so that the local wavelet coefficients can be grouped together to represent a homogeneous region. These homogeneous regions are then classified into two classes, i.e., the significant and the non-significant ones, according to their visual and statistical properties. Even though the significant regions usually involve a very small number of wavelet coefficients, they have a relatively higher influence on image reconstruction. For that reason, in encoding the significant regions we have used the SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees) algorithm, which is known to provide a better performance than the conventional method such as the EZW (Embedded Zero-Tree Wavelets). On the other hand, the non-significant regions normally have a minor influence on image reconstruction, but form a relatively wide homogeneous cluster. Hence, applying a texture modeling technique to those non-significant region not only enables us to obtain a higher compression gain but also achieves a visually satisfactory image reconstruction with comparably minimal reconstruction artifacts. The simulation has been run to verify our method. The results show us that the proposed coding scheme is successfully adaptable to various image types. Moreover, in a very-low-bit rate transmission environment, i.e., a compression rate below 0.2 bpp, our novel coding technique performs better than that of the conventional method such as the EZW.

\* 正會員, 全北大學校 컴퓨터工學科

(Chonbuk National Univ., College of Eng., Dept. of

Computer Engineering.)

接受日: 1998年6月26日, 수정완료일: 1999年1月14日

I. 서론

멀티미디어 시대에서 영상 신호는 매우 큰 비중을 차지한다. 다양한 시스템들이 인간 중심적으로 변화하고 있으며 인간이 인식하는 정보의 80% 이상이 시각 정보임을 고려할 때, 그 중요성은 더욱 커지게 된다. 문제는 영상 신호가 갖는 방대한 양의 정보이다. 오래 전부터 이러한 영상 신호의 중요성 때문에 영상 신호를 압축하여 부호화 하는 많은 알고리즘이 개발되어 왔다. 이러한 알고리즘 가운데 웨이브렛에 기반을 둔 방식들은 변화가 크고 다양한 통신채널에 적응성이 강하다는 특성 때문에 큰 호응을 받았으며<sup>[1-3]</sup>, 최근 영상 및 신호처리와 연관된 다양한 응용분야에서 이를 기반으로 하는 많은 연구가 활발히 진행되고 있다. 또한 현재의 정지 영상을 위한 압축 표준안인 JPEG의 한계성이 제시됨에 따라 대두된 JPEG-2000에서 뿐만 아니라, 영상의 내용에 중점을 두고 있는 MPEG-7에도 웨이브렛 기반의 영상 부호화가 이용될 가능성이 매우 높다<sup>[4]</sup>.

현재까지의 영상 부호화가 보여준 압축 기법은 영상에 따라 0.2 - 0.5 bpp의 성능을 보여 주었으며, 이들은 대부분 RMS (root-mean-square) 에러 즉, 객관적 영상 화질 향상에 기반을 두고 연구되어 왔다<sup>[5]</sup>. 많은 응용 분야에서 RMS 에러 평가는 가끔 영상 압축 능력을 저하시키는 요인이 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 사용된 방법 가운데 하나가 모델기반 기법이며, 이 방식은 영상의 분할을 통해 분할 정보(외곽선, 질감 정보)를 다루게 된다. 이 방식은 상당히 높은 압축률을 나타내지만 복원 영상에는 인공적인 에러가 나타나는 문제점을 안고 있다. 즉 이웃하는 영역과의 경계가 두드러지며 질감정보도 사실적이지 못하다는 것이다. 그러나 최근 영상 부호화 분야에서 큰 호응을 받고 있는 웨이브렛 변환을 이 분야에 이용할 경우 웨이브렛의 계층적 피라미드에서 중간 및 고주파 대역은 변화가 거의 없는 영역이기 때문에 통계적 관점에서 이를 분석하기가 매우 용이할 뿐 아니라 시공간 주파수 대역에서의 복원 오차는 공간 영역에서 특정 영역에 영향을 주지 않기 때문에 시각적으로 복원 화질이 우수하다는 장점을 갖는다.

본 논문에서는 이러한 기본 개념에 기반을 두고 웨이브렛 변환을 이용한 새로운 영상 압축 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 기본적으로 웨이브렛 변환

을 통한 영상의 계층적 분할과 웨이브렛 대역에서의 영역 분할에 기반을 두고 있다. 먼저 웨이브렛 변환 후, 최상위 대역에서 최저주파수 대역을 제외한 나머지 대역을 영역 분할하고, 분할 결과를 같은 방향성을 갖는 하위대역에 적용한다. 이때, 중요 영역으로 판정된 대역은 영상 복원에 미치는 영향이 크기 때문에 이를 양자화 없이 부호화 하여 전송하고, 비 중요 영역은 영상 복원에 미치는 영향이 작기 때문에 압축 효율이 좋은 텍스춰 분석을 통해 부호화 한다. 시뮬레이션 결과, 매우 높은 압축률에서도 좋은 복원 영상을 얻을 수 있음을 보였으며 본 논문에서 수행한 방식이 웨이브렛 영역에서 중요 계수를 그룹화 하는 기법임을 감안 할 때, 영상의 압축에 대한 관심보다는 영상이 포함하는 내용 표현에 중점을 두고 있는 MPEG-7 표준화에도 밀접한 관계성이 있음을 확인하였다.

II. 웨이브렛 영역의 통계적 특성

본 논문에서 제안한 방식의 기본 원리를 설명하기 위하여 웨이브렛 대역의 특성을 먼저 살펴보기로 한다. 웨이브렛 변환은 영상을 다해상도로의 분할을 가능하게 하며, 분해되어진 각 대역은 원 영상에 비하여 분산값이 크게 줄어들기 때문에 영상 부호화가 용이하다.

그림 1은 Adelson의 5-tap QMF(Quadrature Mirror Filter)<sup>[2]</sup>를 이용하여 Cronkite 영상을 3 계층으로 분할 한 후, 각 대역의 분산값을 조사한 것이다. 물론 이러한 값들은 사용된 웨이브렛 필터나 분할 계층수, 그리고 영상에 따라 약간의 차이는 있지만 대체적으로 해상도가 높을수록 분산값이 크게 낮아지며 이러한 대역일수록 동질영역(Homogeneous Region)을 형성할 확률이 매우 높음을 알 수 있다.

2656	83.5	31.1	5.6
50.9	11.6		
19.8	2.9		
24.6			0.4

3139	223	126.1	58.4
62.9	47.6		
42.0		26.7	
24.9			12.1

그림 1. 웨이브렛 분할된 Cronkite 영상(위)와 Lenna 영상(아래)에서 각 대역의 분산값  
 Fig. 1. The variance of each band in Wavelet Transformed Cronkite(Top) and Lenna (Bottom).

표 1은 각 Cronkite 영상에서 특정 대역의 계수값을 0으로 채운 뒤 복원된 화질을 나타낸다. 이때 LL은 Low Low 대역, HL은 High Low 대역, LH는 Low High 대역 그리고 HH는 High High 대역을 의미한다.

그림 1과 표 1을 비교해 보면 분산값이 큰 대역은 복원영상 화질에 큰 영향을 미친다는 사실을 알 수 있다.

표 1. 특정 대역 생략 후 복원된 영상 화질  
 Table 1. The reconstructed image quality after getting rid of a certain domain.

계 층	Layer 3				Layer 2			Layer 1		
	LL	HL	LH	HH	HL	LH	HH	HL	LH	HH
PSNR(dB)	8.4	26.9	28.7	36.6	32.5	33.6	40.9	39.6	34.3	45.5

또한 그림 2는 Lenna 영상을 3계층으로 분해한 후, 계층 1의 LH 대역의 영상과 계수들의 분포를 보인 것이다.

그림에서 알 수 있는 것처럼 웨이브렛 대역의 계수 분포는 평균값은 거의 '0'에 가까운 일반화된 가우시안 분포를 이루고 있으며, 매우 넓은 동질 영역이 형성되어 있음을 볼 수 있다. 이러한 특성은 본 논문에서 제안한 영역 분할에 기반을 둔 영상 부호화기를 설계하는데 매우 중요한 실험적 기반을 제공한다.

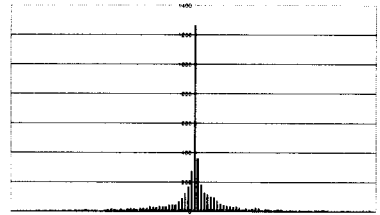


그림 2. Lenna 영상의 최하위 계층에서 LH대역 영상과 계수분포  
 Fig. 2. The distribution of coefficients and subimage of Lenna image in the lowest layer.

### III. 영역분할에 의한 영상 부호화

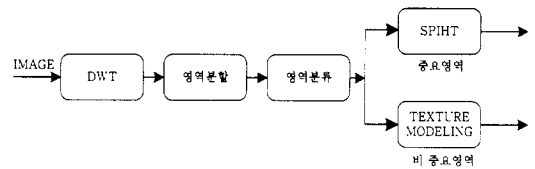


그림 3. 제안한 시스템의 블록도  
 Fig. 3. The Block Diagram of Proposed System.

그림 3은 본 논문에서 제안한 전체적인 시스템 구성도를 나타낸 것이다. 먼저 입력 영상은 주어진 계층 만큼 웨이브렛 분할된 후, 최상위 계층에서 LL 대역을 제외한 나머지 대역에서 독립적으로 영역 분할이 수행된다. 각 대역에서 수행된 영역 분할 결과는 자신과 같은 방향성을 갖는 하위 대역으로 적용된다. 이때, 최상위 계층에서 얻어진 영역에 대하여 중요 영역 여부를 판별하게 된다. 여기에서 중요 영역으로 판별된 영역은 원 영상에서 변화가 큰 에지 부분에 해당하므로 매우 적은 수의 웨이브렛 계수를 포함할 것으로 예상할 수 있다. 더불어 많은 수의 계수를 포함하는 영역은 변화가 거의 없는 영역일 확률이 매우 높다. 본 논문에서는 중요 영역에 대해서는 오차 없이 효율적인 전송이 가능한 SPIHT(Set Partitioning in Hierarchical Trees) 방식<sup>[6]</sup>을 적용하였으며, 비 중

요 영역의 부호화를 위해 텍스춰 모델링(Texture Modeling) 기법을 사용하였다. 각각의 방식은 2절에서 설명한다.

1. 영역분할

영역 분할을 수행하기 위해 많은 방식들이 제안되었으며, 각각의 방식은 서로 다른 영상 형태에 적합한 알고리즘 들이다<sup>[7]</sup>. 본 논문에서는 가장 일반적인 영역 분할 알고리즘인 영역성장(Region Growing)<sup>[10]</sup> 방식을 적용하여 실험을 수행하였다. 잘 알려진 것처럼 영역성장 방식은 임의의 위치에 있는 하나의 화소를 하나의 근원점(Seed Point)으로 설정하고 이를 중심으로 8 방향내의 화소 가운데 주어진 문턱치 이내에 있는 화소를 계속해서 병합하여 나가는 방식이다. 이 방식은 알고리즘이 매우 간단하며 어느 위치에서 근원점을 설정하여도 항상 같은 결과를 얻을 수 있는 장점이 있다. 그러나 영역 분할이 수행되는 최상위 주파수 대역은 저주파 필터의 적용으로 무덤(Smoothing) 효과가 나타나게 되어 영역 분할이 원활하게 수행되지 않을 수 있다. 가장 문제되는 것은 분할되는 영역수가 많아지는 것이다. 영역수의 증가는 전송 비트량을 증가시키는 요인이 되기 때문에 이를 줄이기 위한 작업이 필요하게 된다. 이러한 문제점의 해결은 한 영역에 포함된 작은 영역들을 제거함으로써 가능하다. 이 과정을 그림 4에 보였다.

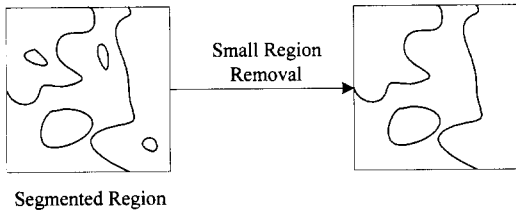


그림 4. 영역분할 후 작은 영역의 제거  
Fig. 4. Removal of small region after segmentation.

그림 4처럼 한 영역에 포함된 작은 영역들을 제거할 경우 그 영역에 대한 표현이 간단해지며 영역 수를 크게 감소할 수 있다. 이때, 작은 영역을 제거한다는 의미를 다음처럼 생각할 수 있다. 최 상위계층에서 영역분할 방식을 적용할 경우 발생하는 많은 수의 작은 영역들은 상당수가 1개의 영역으로 이루어지며 이들은 실제로 중요 영역으로 분류될 확률이 높다. 따라서 이들 중요 영역들은 비 중요 영역내에 포함되어 있는 경

우가 많으며, 이들은 비 중요 영역이 처리되기 이전에 전송되기 때문에 이 영역을 비 중요 영역내에 포함한 것으로 간주하여 부호화 하여도 문제가 발생하지 않게 된다. 각 영역의 특성 및 부호화 하는 방식은 다음 절에 기술하였다.

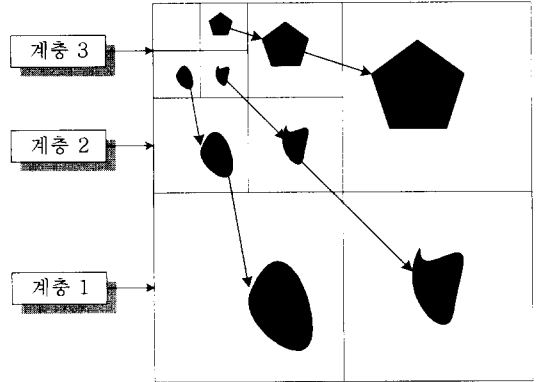


그림 5. 영역분할을 하위계층으로 반복 적용하는 과정  
Fig. 5. The recursive application of segmentation to the lower layers.

그림 5는 3계층으로 분할된 웨이브렛 영역의 최상위 대역에서 영역 분할 방식을 통하여 얻어진 영역을 그의 하위 대역에 반복적으로 적용하는 그림을 나타낸 것이다. 이러한 수행이 가능한 이유는 웨이브렛 영역에서는 같은 방향성을 갖는 대역간에는 높은 상관성이 있다는 사실을 기반으로 두고 있기 때문이다<sup>[6] [8]</sup>. 위에서 언급한 바와 같이 그림 5에 나타난 넓은 지역을 차지하고 있는 영역은 영상 복원에 큰 영향을 미치는 중요 계수(Significant Coefficients)가 들어있지 않는 영역임을 쉽게 예측할 수 있다. 이러한 이유는 중요 계수는 원 영상에서 에지와 같이 배경에 비하여 두드러진 부분에 해당하므로 대부분 단일 계수 혹은 소수의 계수만으로 그룹화 될 확률이 매우 높기 때문이다. 이상에서 살펴본 영역분할을 포함한 일련의 처리들은 실질적인 부호화 이전에 실시되기 때문에 제안한 시스템의 전체적인 성능에 영향을 미칠 수 있다고 보여질 수 있다. 그러나 실제적인 영역분할은 최 상위계층의 32x32 크기를 갖는 매우 작은 영역에서 수행되며 그림 5에서 보여지는 하위계층으로의 반복 적용은 최 상위계층에서 얻은 영역을 단순히 스케일(Scaling)한것에 불과하다. 그리고 이러한 과정에 의하여 비트율을 크게 낮출 수 있기 때문에 부호화 이전에 수행된 연산에 의한 추가적인 비용은 충분히 보상 가능하다고 예

상된다.

2. 영역별 부호화 방식

본 논문에서는 영역 분할을 통해 얻어진 각각의 영역을 그의 특성에 적합하게 부호화 하는 방식을 적용하였다. 즉, 각 영역을 중요 영역, 비 중요 영역으로 분류하고 이들을 자기 다른 방식을 통해 부호화 하는 것이다. 주어진 영역이 속할 부류의 판단은 다음 식 (1)에 의거하였다.

$$\frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in R_k} \{ |C_{i,j}| \} \geq T_h \quad (1)$$

이때,  $N_k$ 는 영역 내에 속한 계수들의 수,  $C_{i,j}$ 는 계수값,  $T_h$ 는 문턱치 이다. 따라서, 임의의 영역  $R_k$ 안에 속한 모든 웨이브렛 계수들의 절대치에 대한 평균값이 임의의 문턱치보다 크다면 우리는 이 영역을 중요 영역으로 간주하게 된다. 표 2는 각 영역의 특성을 나타낸 것이다. 일반적으로 중요 영역은 공간 영역에서 원 영상의 에지 부분에 해당하는 경우가 대부분이기 때문에 형성된 영역의 크기가 매우 작으며, 반대로 비 중요 영역인 경우 매우 넓은 동질 영역을 가지고 있음을 쉽게 예측할 수 있다.

표 2. 중요 영역과 비 중요 영역의 비교

Table 2. The comparison of the significant region and non-significant.

	중요영역	비 중요영역
영역의 크기	매우 작다	크다
영상 복원에 미치는 영향	매우 크다	작다
압축정도	작다	매우 크다
전송 우선순위	높다	낮다

먼저 비 중요 영역의 부호화는 텍스춰 모델링을 이용하였다. 일반적으로 영역 분할의 수행 대상이 되는 웨이브렛 대역은 넓은 동질 영역을 갖는다. 이러한 영역의 대부분은 비 중요 영역으로 간주할 수 있으며 이러한 영역의 표현은 이 영역을 적합하게 묘사해줄 수 있는 몇 개의 파라미터를 찾음으로서 매우 적은 비트로도 이를 표현할 수가 있다. 텍스춰 모델링을 위하여 본 논문에서는 식 (2)로 표현되는 간단한 표준 편차 모델을 사용하였다. 이 모델을 이용하여 각 영역의 기하평균과 표준 편차만으로도 해당 영역내의 각 샘플

값을 적절히 표현할 수가 있다.

$$WC_{x,y,k} = \begin{cases} GM_k - \sigma_k & \text{if } GM_k \geq WC_{x,y,k} \\ GM_k + \sigma_k & \text{if } GM_k < WC_{x,y,k} \end{cases} \quad (2)$$

이때,

- $WC_{x,y,k}$  k번째 영역에서 (x,y)위치에 있는 계수값
- $GM_k$  k번째 영역내 계수들의 기하평균
- $\sigma_k$  k번째 영역의 표준편차

이 모델에서 수신측에 전송되어야 하는 텍스춰 파라미터는 단지 평균과 표준 편차 그리고 복원 계수를 보정하기 위해 필요한 값이다. 계수의 보정은 좀 더 정확한 복원 계수를 얻기 위하여 수행되며 그 정보를 얻기 위한 과정은 그림 6과 같다.

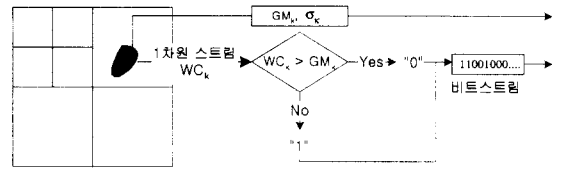


그림 6. 텍스춰 모델링에서의 정보 생성

Fig. 6. The generation of a bit stream using a texture modeling.

그림 6에서 생성된 비트 스트림은 런-랭스(Run Length) 부호화 되며 이 데이터는 식 (2)를 수행하기 위한 자료로 이용된다. 물론 이러한 과정을 생략할 경우 보다 단순한 시스템을 구현하는 것이 가능하다. 실험을 통하여 이러한 단순한 모델만으로도 현실감 있는 동질 영역을 표현하는 것이 가능하며 공간 영역에서 영역분할 기법을 적용한 후 얻어진 복원 영상에서 나타나는 인위적 어러는 거의 발생하지 않음을 보였다. 이러한 모델링을 이용하여 임의의 영역을 표현할 때, 가장 고려해야 할 사항은 많은 정보가 필요한 영역형태에 대한 묘사이다. 기존의 객체지향 부호화기에서 객체를 묘사할 때, 객체 형태에 가장 많은 비트가 할당된 것과 유사하다. 그러나 그림 5를 통해서 유추할 수 있는 것처럼 최상위 대역에서 얻어진 영역의 크기가 부담스럽지 않을 만큼 작기 때문에, 이를 기반으로 하위 대역을 작은 비트만으로도 보간하는 것이 가능하다. 본 논문에서는 영역 형태를 묘사하는 방법으로 가장 단순한 체인코드(Chain-Code) 기법을 적용하였다.

다음으로 중요계수 부호화에 대해서 살펴보기로 한

다. 중요계수는 영상 복원에 많은 영향을 주기 때문에 양자화 없이 부호화 하는 방식을 적용하기 위하여 Pearlman이 제안한 SPIHT 알고리즘<sup>[6]</sup>을 이용하였다. 이 방식은 Shapiro<sup>[9]</sup>가 제안하였던 WT-EZW (Embedded Zerotree Wavelet Algorithm) 방식에 비하여 계산적으로 매우 단순하고 효율적인 기법으로 알려져 있다. SPIHT 알고리즘은 웨이브렛 대역의 계수 가운데 가장 중요한 계수를 우선적으로 선별하고 이들을 비트 플레인(Bit Plane)으로 분해한 후, 상위 비트부터 순차적으로 전송하여 점진적 전송을 가능하게 만든 방식이다. 본 논문에서는 영역 분할을 통해 중요영역에 한하여 이 알고리즘을 적용함으로써 좋은 효과를 얻고자 한다. 본 논문에서는 최상위 대역에서 얻어진 중요영역에 대해서만 그림 7과 같은 트리를 구성하여 부호화를 수행하였다. 부호화 될 데이터는 해당 계수의 부호 위치, 그리고 각 비트플레인에서 '1'의 값이다. 각 데이터는 산술부호화 기법에 의해 엔트로피 부호화 됨으로써 효율적인 결과를 나타낼 수 있다. 물론 이 과정을 생략할 경우 약간의 시스템 성능의 저하를 가져올 수 있지만 단순한 시스템을 구성할 수 있다.

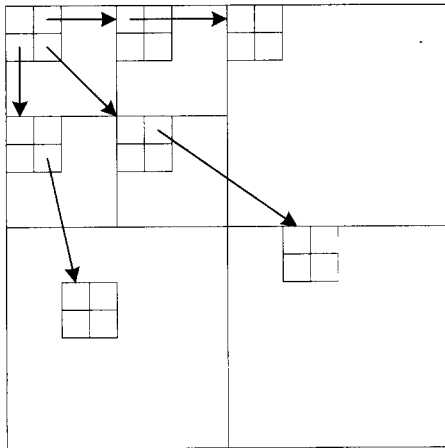


그림 7. 웨이브렛 대역에서 상관성을 고려한 트리구성  
Fig. 7. The tree construction considering the correlation in wavelet domain.

IV. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 실제 영상을 적용하였다. 실험에 사용된 영상은 크기가 256×256이고 8bit 그레이 레벨을 갖는

Cronkite 영상과 Lenna 영상이다. Lenna영상은 복잡도가 큰 반면 Cronkite 영상은 단순하며 공간 영역에서 매우 큰 동질영역을 가지고 있는 대표적인 영상이다. 이와 같이 서로 다른 특성을 갖는 영상을 대상으로 실험한 이유는 공간영역에서 원 영상이 갖는 특성과 제안한 알고리즘과의 관계성을 분석하기 위함이다.

그림 8은 실험적으로 결정된 문턱치 값을 32.0으로 주었을 때 중요계수로 생각되는 계수의 위치를 표시한 것이다. 문턱치 값을 이와 같이 결정한 이유는 대부분의 영상이 32.0 이상의 큰 계수값은 전체의 1%미만 (Lenna영상은 0.7%, Cronkite 영상은 0.3%)의 아주 적은 부분을 차지할 뿐 아니라 이러한 계수만을 이용하여 영상을 복원하여도 영상의 전체적인 특징을 복원할 수 있다는 실험 결과에 따른 것이다. 또한 제안한 방식과 같이 중요계수를 우선적으로 전송하는 점진적 전송의 경우 기존의 문헌<sup>[6] [9]</sup>에서는 중요계수 선택을 위한 초기 문턱치값을  $2^n$ (일반적으로  $n \geq 5$ )으로 선택함을 고려할 때 본 논문에서 선택한 32.0의 값은 적절하다고 생각된다.

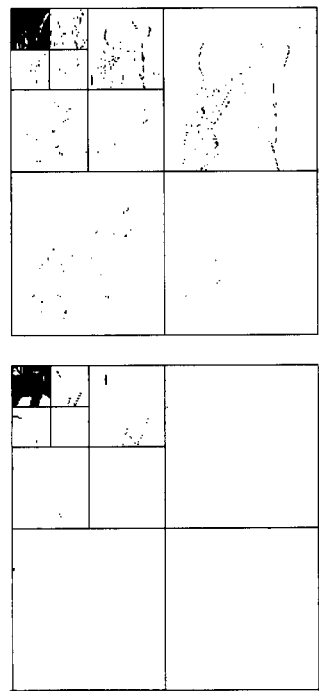


그림 8. 웨이브렛 트리에서의 중요계수 위치(오른쪽)  
Lenna (Left) Cronkite  
Fig. 8. The position of significant coefficients in Wavelet Tree.

그림 8을 통해서 알 수 있듯이 중요계수의 대부분이 원 영상의 에지에 해당하며, 또한 각 대역의 방향성에서 하위대역은 상위대역과 매우 유사한 형태를 가지고 있음을 알 수 있다. 특히 원 영상이 공간영역에서 복잡할 경우 중요계수의 분포가 하위대역까지 고르게 분포하지만, 그렇지 않을 경우 대부분 상위계층에서만 나타남을 확인할 수 있다.

그림 9는 최상위 계층의 LL 대역과 중요계수만을 이용하여 복원한 그림을 보여준 것이다. 이때, 중요계수를 결정하기 위하여 사용한 문턱치 값은 그림 8에서와 같이 32.0 이다.



그림 9. 중요계수만을 이용하여 복원된 영상  
 Fig. 9. The reconstructed images using only the significant coefficients (Left) Lenna, PSNR 23.292dB at 0.038bpp (Right) Cronkite, PSNR 28.443dB at 0.016bpp.

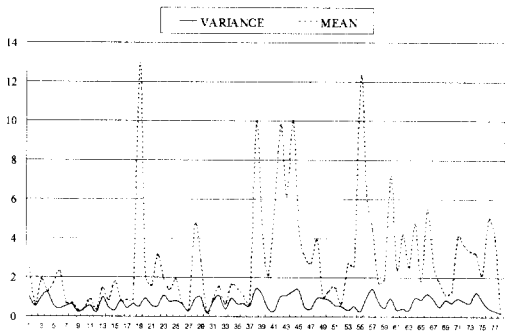


그림 10. 비 중요영역의 평균과 분산  
 Fig. 10. The mean and variance of the non-significant coefficients.

물론 복원된 영상은 시각적으로 열화가 존재하지만 영상 전체의 윤곽을 파악할 수 있으며 매우 낮은 비트율임을 감안할 때 기대 이상의 결과라고 생각된다. 이와 같은 영상에 대하여 본 논문에서 제안한 비 중요영역의 부호화를 더함으로써 매우 효율적인 부호화 시스템을 구성하는 것이 가능하다. 먼저 비 중요영역의

부호화에 대한 결과를 구하기 이전에 비 중요영역의 특성을 실험적으로 알아보기 위하여 평균과 분산값을 구하여 그림 10에 나타내었다.

그림 10에서 알 수 있는 것처럼 평균값은 영역에 따라 다양하지만, 실제 우리가 관심있는 분산값은 대부분 0과 2사이에 존재하기 때문에, 대부분의 영역은 본 논문에서 제안한 텍스처 모델링을 이용할 경우 적은 오차를 허용하는 범위내에서 계수의 복원이 가능함을 예측할 수 있다.

실제로 그림 11은 다해상도 영상의 비 중요영역 가운데 특정 영역에 대해서 원래의 데이터와 복원된 데이터를 일부 보여준 것이다. 예상한 바와 같이 원 신호와 비교하여 볼 때 대부분이 2 이하의 아주 작은 오차만을 나타냄을 확인할 수 있다. 이러한 사실은 텍스처 모델링을 이용할 경우 적은 데이터만으로도 웨이브렛 계수를 충분히 복원할 수 있음을 의미하는 것이다.

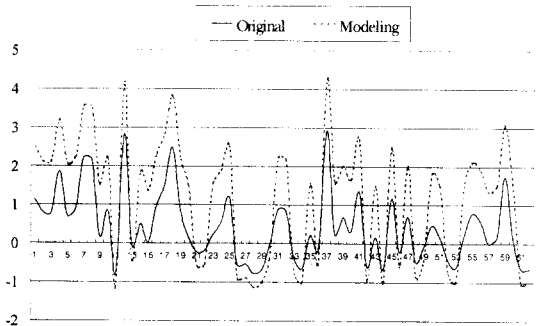


그림 11. 텍스처 분석에 의한 복원  
 Fig. 11. The reconstruction by texture analysis.

표 3은 비 중요영역의 형태 표현에 사용된 체인 코드 알고리즘에 의해 생성된 정보량을 나타낸 것이다. 대체적으로 영상이 복잡할수록 영역이 많아지고 복잡해지기 때문에 정보량이 상대적으로 많음을 알 수 있다.

표 3. 영역 형태 표현에 사용된 정보량

Table 3. Bit rates for expressing region shape.

	Lenna	girl	Cronkite
정보량(bits)	894	684	587

표 4는 본 논문에서 제안한 방식을 각 영상에 적용하여 얻어진 결과를 나타낸 것이다. 표를 분석하여 보

면 제안한 방식과 Shapiro<sup>[9]</sup>, 그리고 SPIHT<sup>[6]</sup>의 경우 0.2이하의 낮은 비트율에서도 좋은 화질을 유지하는 반면 JPEG의 경우 비트율이 낮아지면 주관적, 객관적 화질 모두 크게 떨어짐을 알 수 있다.

그림 12는 제안한 방식에 의해서 복원된 영상들의 특정 부분을 확대한 그림이다. 대체적으로 변화가 크지 않은 부분에서 어느 정도의 열화가 보이지만 에지와 같은 고주파 부분은 거의 원 영상에 가까움을 판별

표 4. 부호화 결과

Table 4. The coding results.

영상	구분	제안한 방식						JPEG		Shapiro		SPIHT	
		0.35	0.21	0.18	0.1	0.09	0.08	0.5	0.2	0.5	0.25	0.5	0.25
Cronkite	bpp	0.35	0.21	0.18	0.1	0.09	0.08	0.5	0.2	0.5	0.25	0.5	0.25
	PSNR	42.2	37.7	36.2	34.8	31.5	29.5	38.5	32.6	42.7	37.1	43.2	37.6
Lenna	bpp	0.41	0.32	0.23	0.21	0.15	0.1	0.5	0.2	0.5	0.25	0.5	0.25
	PSNR	36.2	34.5	32.8	31.4	30.7	29.2	34.2	24.6	35.9	32.3	36.4	32.7
Girl	bpp	0.32	0.25	0.20	0.15	0.1	0.09	0.5	0.2	0.5	0.25	0.5	0.25
	PSNR	38.4	36.2	34.8	32.5	30.7	29.4	35.1	28.7	38.9	35.6	39.3	35.9

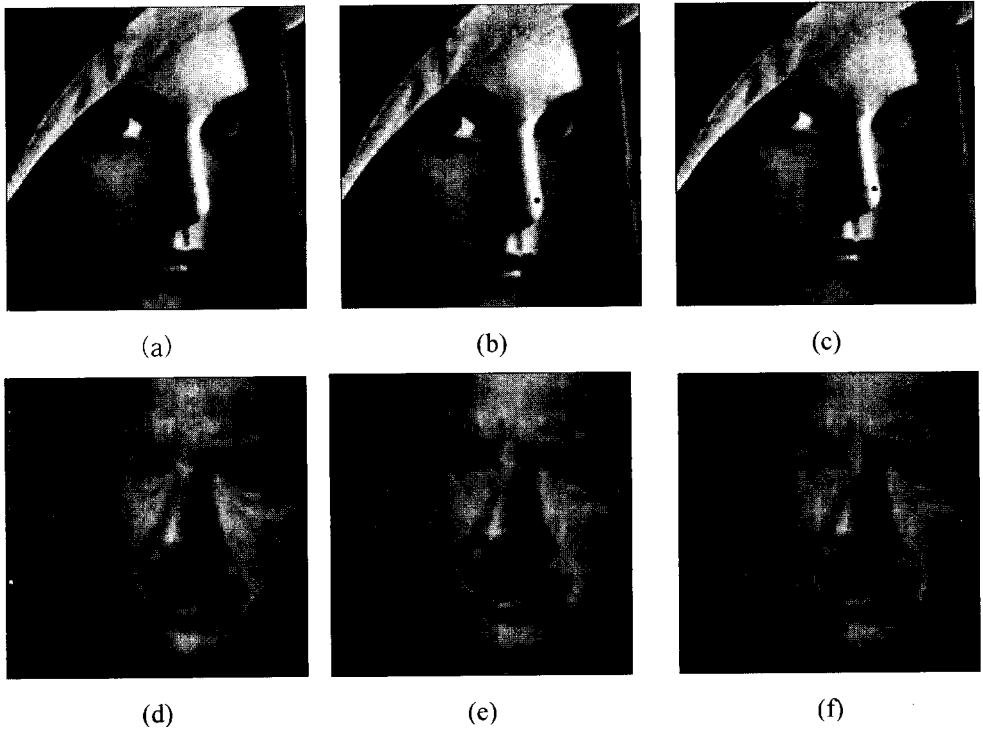


그림 12. 복원후 확대한 영상 [ Lenna(a-c) 와 Cronkite(d-f) ]

Fig. 12. The reconstructed and magnified images [ Lenna(a-c) and Cronkite(d-f) ] (a)(d) 원 영상 (b) 0.21bpp 31.4dB (c) 0.1bpp 29.2dB (e) 0.09bpp 31.5dB (f) 0.08bpp 29.5dB.



할 수 있다.

본 논문에서 가장 중점을 둔 사항은 웨이브렛 변환 대역에서 영상 복원에 큰 영향을 미치는 대역과 그렇지 않은 대역으로 분류하고 전자의 경우에 대해서는 많은 비트를 할당하여 우선적으로 전송하지만 후자의 경우는 대략적인 형태만을 유지하여 전송하도록 하는 것이다. 이러한 방법을 이용할 경우 웨이브렛 변환 방식의 특성상 0.2 bpp 이하의 매우 낮은 비트율에서도 좋은 복원 영상을 얻을 수 있게 된다. 본 논문의 실험 결과를 살펴보면 일정 이상의 비트율이(Lenna 영상의 경우 약 0.2bpp) 되면 PSNR 값은 향상되지만 시각적으로는 크게 변함이 없음을 확인 할 수 있다. 이러한 사실은 영상을 인식하는데 중요한 역할을 담당하는 요소인 에지 성분이 중요 영역으로 포함되며 이러한 영역을 우선적으로 전송하는 본 논문의 방식 때문이다.

## V. 결 론

본 논문에서는 웨이브렛 변환에 의하여 얻어진 다해상도 영역에서 웨이브렛 계수의 특성을 파악하여 이들을 중요 영역과 비 중요 영역으로 분류한 후, 각 영역의 특성에 적합한 방식으로 부호화 하는 방식을 제안하였다. 영역에 따라 서로 다른 부호화 기법을 적용한 이유는 각 영역은 영상복원에 미치는 영향이 크게 다를 뿐 아니라 영역 안에 포함된 계수들의 특성 및 분포 형태가 매우 상이하기 때문이다. 중요 영역은 계수의 값이 매우 크고 전체 계수 가운데 극히 일부만을 차지하며 영상 복원에 큰 비중을 차지하기 때문에 다해상도 트리 구성에 기반을 둔, 무 손실 압축기법을 적용하였다. 그러나 비 중요 영역의 경우 중요 영역과 반대의 특성을 가지고 있으므로 압축률을 고려하여 고 압축이 가능한 텍스처 모델링 부호화 방식을 이용하였다. 시뮬레이션 실험 결과를 통해 제안된 새로운 부호화 기법은 기존의 방식에 비하여 낮은 비트율에서도 비교적 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다. 그러나 본 시스템은 기존의 방식과 비교하여 다해상도 영상내에서 영역분할을 수행해야 한다는 점과 비 중요 영역의 부호화에 필요한 영역 형태모사에 많은 비트가 소요된다는 문제점을 안고 있다. 향후 연구에서는 이러한 분야에 대하여 좀 더 세부적인 연구가 진행되어야 할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] S. G. Mallat, Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of  $L^2(R)$ , Trans. Amer. Math. Soc. 315, 1989, 69-87.
- [2] E.H. Adelson, "Orthogonal Pyramid transform for image coding," In Proc. SPIE, Vol 845, pp.50-58, Cambridge, MA, October 1987.
- [3] I. Daubechies, The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis, IEEE Trans. Inform. Theory 36, 1990, 961-1005.
- [4] Committe Draft for MPEG-4, Swiss, 1997.
- [5] T.W. Ryan, L.D. Sanders, H.D. Fisher and A.E. Iverson, "Image Compression by Texture Modeling in the Wavelet Domain," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 5, No. 1, Jan. 1996.
- [6] Amir Said, W.A. Pearlman, "A New Fast and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees," IEEE Trans. on CS for Video Technology, Vol. 6, June 1996.
- [7] T. R. Reed and J. M. Hans du buf, "A review of recent texture segmentation and feature extration techniques," CVGIP: Image Understanding, vol. 57, no. 3, pp. 359-372, 1993.
- [8] B.Zhu, A.H. Tewfik, Ö. N. Gerek, "Image Coding with Mixed Representations and Visual Masking," ICASSP'95, pp. 2327-2330, 1995.
- [9] J.M. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients," IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 41, No. 12, pp. 3445-3462, Dec. 1993.
- [10] R. C. Gonzalez, Digital Image Processing, Addison Wesley, pp. 458-459, 1992.

## 저 자 소 개



朴正鎬(正會員)

1988년 3월 ~ 1991년 8월 전북대학교 컴퓨터공학과학사. 1992년 3월 ~ 1994년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과 석사. 1994년 3월 ~ 1996년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과 박사. 1994년 3월 ~ 현재 대한전자공

학회 정회원.



崔在虎(正會員)

1985년 미 노스캐롤라이나 주립대학교(NCSU) 전자공학 공학학사. 1988년 미 노스캐롤라이나 주립대학교(NCSU) 전자공학 공학석사. 1993년 미 노스캐롤라이나 주립대학교(NCSU) 컴퓨터공학 공학박사.

1990년 ~ 93년 미 리서치 트라이앵글 연구소 시스템공학 연구센터 연구원. 1997년 ~ 98년 한국 전자통신연구원 전송연구실 초빙연구교수. 1994년 ~ 현재 전북대학교 전자정보공학과 조교수. 학회활동 - 전자학회 정회원, 통신학회 정회원, 미 IEEE, SPIE 정회원, Sigma Xi 명예회원.

郭勳星(正會員)

1968년 3월 ~ 1971년 2월 전북대학교 전자공학과 학사. 1972년 3월 ~ 1975년 2월 전북대학교 전자공학과 석사. 1976년 3월 ~ 1980년 2월 전북대학교 전자공학과 박사. 1989년 1월 ~ 1990년 12월 대한전자공학회 전북지부장. 1991년 1월 ~ 1993년 5월 미국 텍사스 대학교 교환교수. 1993년 10월 ~ 1994년 10월 전북대학교 전자계산소 소장. 1996년 10월 ~ 1998년 11월 전북대학교 영상특성화 사업단 단장. 1978년 4월 ~ 현재 전북대학교 전자정보공학과 교수.