

논문 2004-41SP-3-11

# 웨이브렛 변환을 이용한 비트율-왜곡 최적화 제로트리 영상 부호화

(Rate-Distortion Optimized Zerotree Image Coding using Wavelet Transform)

이 병 기\*, 호 요 성\*\*

(Byong-Ki Lee and Yo-Sung Ho)

## 요 약

본 논문에서는 비트율-왜곡 (R-D) 이론을 사용하는 웨이브렛 기반 정지영상 부호화 방식을 위한 효율적인 알고리즘을 제안한다. 트리 구조에 기반한 기존의 부호화 방식은 비트율-왜곡 이론을 고려하지 않았기 때문에 감소된 부호화 성능을 지닌다. 본 논문에서는 계층적 트리 분할 (SPIHT) 알고리즘에 비트율-왜곡 최적화 임베딩 (RDE) 연산을 적용한다. 제안된 알고리즘은 SPIHT의 리스트에 웨이브렛 계수의 부호화 순서를 위한 기준으로 비트율-왜곡 경사를 사용한다. 이를 위한 변형된 트리 분할과 비트율-왜곡 최적화 리스트 스캔 방식을 설명한다. 제안된 방식은 기존의 SPIHT 및 RDE 알고리즘에 비해 향상된 비트율-화질 성능을 보인다.

## Abstract

In this paper, we propose an efficient algorithm for wavelet-based still image coding method that utilizes the rate-distortion (R-D) theory. Since conventional tree-structured image coding schemes do not consider the rate-distortion theory properly, they show reduced coding performance. In this paper, we apply a rate-distortion optimized embedding (RDE) operation into the set partitioning in hierarchical trees (SPIHT) algorithm. In this algorithm, we use the rate-distortion slope as a criterion for the coding order of wavelet coefficients in SPIHT lists. We also describe modified set partitioning and rate-distortion optimized list scan methods. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms the SPIHT algorithm and the rate-distortion optimized embedding algorithm with respect to the PSNR (peak signal-to-noise ratio) performance.

**Keywords:** 영상 압축, 웨이브렛 변환, 비트율-왜곡 이론

## I. 서 론

최근 들어 정지영상을 압축 부호화하기 위해 웨이브렛(wavelet) 변환이 많이 사용되고 있다. 한 가지 예를 들면, 기존의 JPEG 표준에서는 DCT 변환을 사용하지만, 최근 완성된 JPEG 2000 표준에서는 웨이브렛 변환

을 이용한다<sup>[5]</sup>. DCT를 사용하는 블록 단위의 영상 부호화 방법에서는 낮은 비트율에서 블록간의 경계가 나타나는 블로킹 현상(blocking effects)이 발생하지만, 화면 전체를 단위로 하는 웨이브렛 변환 부호화 방식에서는 이러한 블로킹 현상이 없을 뿐만 아니라, 계위적인 (scalable) 부호화도 가능하며, 성능 면에서도 DCT 변환 부호화 방식과 비슷한 결과를 가진다.

웨이브렛 변환을 이용한 정지영상 부호화는 이미 많은 연구가 진행되었다. Shapiro<sup>[2]</sup>는 각 부대역 사이의 상관관계를 이용하여 부호화 성능을 향상시키기 위해 EZW(embedded zerotree wavelet) 방식을 제안했고, Said와 Pearlman<sup>[3]</sup>은 웨이브렛 계수의 부호화 과정에

\* 정회원, 삼성전자주식회사

(Samsung Electronics Co., Ltd.)

\*\* 정회원, 광주과학기술원 정보통신공학과

(Dept. of Information and Communications, Gwangju Institute of Science and Technology)

접수일자: 2003년1월30일, 수정완료일: 2004년5월4일

여러 가지 리스트를 생성하고 트리(tree)를 분할하는 개념을 사용하여, EZW 방식을 개선한 SPIHT(set partition in hierarchical trees) 부호화 방식을 제안하였다. 이들 방식과 독립적으로, Li와 Lei<sup>[4]</sup>는 각 웨이브렛 계수의 기대 비트율-왜곡(rate-distortion, R-D) 경사를 추정하여 계수의 스캔 순서를 최적화하는 RDE(rate-distortion optimized embedding) 방식을 제안했다.

RDE 방식은 SPIHT 방식에 비해 좋은 성능을 보이지만, 화면 내의 전체 웨이브렛 계수를 R-D 경사 임계값(threshold)의 개수만큼 스캔해야 하므로 복잡도가 크게 증가한다. 반면, SPIHT 방식은 각 리스트에 있는 좌표를 일반적인 래스터(raster) 방식으로 스캔하기 때문에 R-D 관점에서 최적의 영상 품질을 제공하지는 못한다. 본 논문에서는 SPIHT 방식에 RDE 방식을 적용하여 리스트 내의 좌표들을 스캔하는 순서를 최적화하여 부호화 효율을 높일 수 있는 새로운 정지영상 부호화 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서는 웨이브렛 변환과 대표적인 제로트리 부호화 방법인 SPIHT 부호화 알고리즘에 대해서 간략하게 살펴본다. III장에서는 비트율-왜곡을 최적화한 웨이브렛 기반 영상 부호화 방법인 RDE 부호화 알고리즘에 대해서 간략하게 살펴본다. IV장에서는 기존의 웨이브렛 기반 영상 부호화 방법들의 장단점을 살펴보고, 이들을 보완한 RDOC (rate-distortion optimized zerotree image coding) 알고리즘을 제안한다. V장에서는 기존에 제안된 방법들과 본 논문에서 제안하는 방법을 소프트웨어로 구현하고, 여러 실험 영상을 대상으로 컴퓨터 실험을 통해 각 성능을 비교하였다. 마지막으로 실험결과를 토대로 제안된 알고리즘의 성능을 평가하고 결론을 맺는다.

## II. SPIHT 부호화 알고리즘

웨이브렛 변환은 일반적으로 QMF(quadrature mirror filter)<sup>[1]</sup>를 사용하여 구현된다. 영상의 행과 열 방향에 대해 각각 반복적으로 웨이브렛 변환을 수행하면, 그림 1과 같은 부대역(subband) 분할 결과를 얻을 수 있으며, 이들 부대역 사이에는 부모-자식(parent-children)의 상관관계가 존재한다<sup>[6]</sup>. 이러한 상관관계를 사용한 대표적인 웨이브렛 기반 부호화 방법이 SPIHT 부호화 알고리즘이다<sup>[3]</sup>.

SPIHT 부호화에는 다음과 같은 세 가지의 리스트를

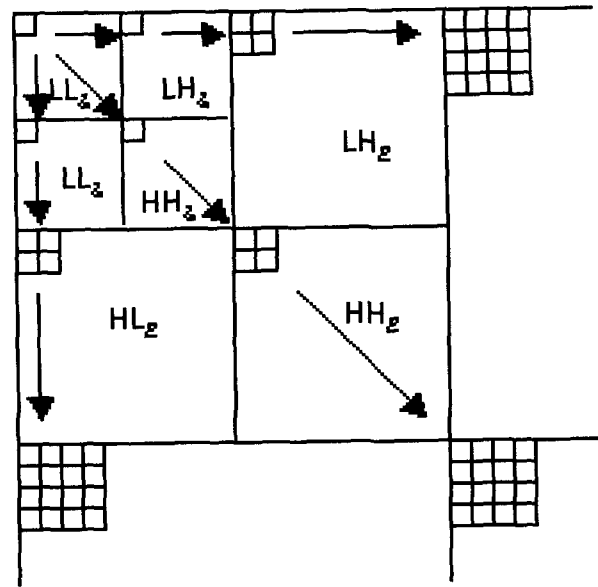


그림 1. 웨이브렛 계수의 부대역간 상관관계  
Fig. 1. Relationships of wavelet coefficients between subband

사용한다. LSP(list of significant pixels)는 이전 비트 평면에서 중요하다고 판단된 웨이브렛 계수들의 좌표를 포함하고, LIP(list of insignificant pixels)는 현재 비트 평면까지 아직 중요하다고 판단되지 않은 웨이브렛 계수들의 좌표를 포함한다. LIS(list of insignificant sets)는 현재 비트 평면까지 중요성 여부가 판단되지 않은 트리 구조의 가장 상위에 있는 계수들의 좌표를 트리의 형식과 함께 포함한다. 여기서 트리구조는 A와 B의 두 가지 형식이 존재하고, A형식은 자식부터 모든 자손(descendants)의 중요성을 판단하고, B형식은 자식을 제외한 모든 자손의 중요성을 판단한다.

SPIHT 방법의 부호화 과정은 다음과 같다. 먼저, 초기화 과정은 최상위 비트 평면에서 시작하며, 각 리스트를 초기화한다. LSP는 비워두고, LIP에는 웨이브렛 변환 후 가장 낮은 주파수대역에 있는 모든 계수들의 좌표를 넣는다. 마지막으로, LIS에는 LIP에 있는 계수들 중 자식을 지니는 모든 계수들의 좌표를 A형식과 함께 저장한다.

다음으로 LIP 정렬 과정(sorting pass)에서는 LIP에 있는 각 계수에 대해, 현재 비트 평면에서 중요하다고 판단되면 부호와 함께 중요성 여부를, 그렇지 않으면 중요성 여부만을 출력한다. LIS 정렬 과정에서는 LIS에 있는 각 트리에 대해, 비트 평면에서의 중요성 판단 여부를 출력하고, 만일 중요한 계수가 트리 구조 내에 존재하면, 트리를 분할하고, 위의 작업을 반복한다. 세분

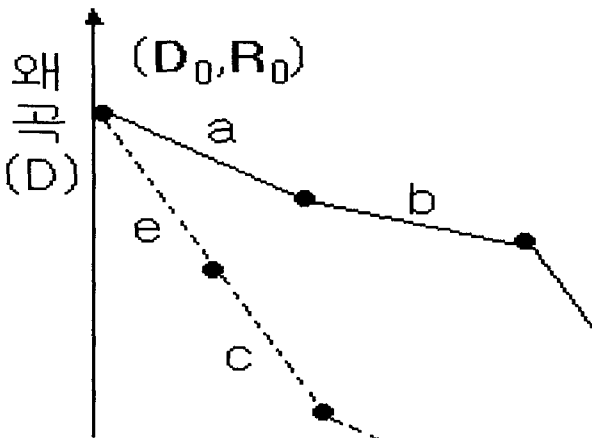


그림 2. 비트율-왜곡 최적화의 예시  
Fig. 2. Example of rate-distortion optimization

화(refinement) 과정에서는 이전까지의 비트 평면들에서 중요하다고 판단된 계수들을 세분화하는 과정으로, 여기서는 LIP 정렬 과정에 필요한 부호 비트의 부호화가 존재하지 않는다는 차이점이 있다.

임계값 갱신 과정은 비트 평면을 최상위 비트부터 하나씩 제거하는 작업과 동일하다. 이 과정을 거친 후 다시 LIP 정렬 과정부터 이전의 작업을 반복한다<sup>[3]</sup>.

### III. RDE 부호화 알고리즘

그림 2에 보인 것처럼, RDE 부호화에서는 R-D 경사가 가장 큰 계수를 가장 먼저 부호화한다.

그림 2에서 실선은 일반적인 스캔 순서로 5개의 계수를 부호화한 비트율과 왜곡의 변화율을 나타내고, 점선은 R-D 경사에 따라 최적화되어 정렬된 순서로 5개의 계수를 부호화한 비트율과 왜곡의 변화율을 나타낸다. 그림 2에서 볼 수 있듯이, 처음과 마지막 단계에서의 비트율과 왜곡은 두 경우에 동일하지만, 중간 단계에서의 비트율과 왜곡은 차이가 있다. 이러한 특성은 임베디드(embedded) 비트열(bitstream)을 만들 때, 주어진 중간 단계의 비트율에서 최적의 영상 품질을 지나도록 할 수 있다.

RDE 부호화의 성능을 최적화하기 위한 한가지 방법은 모든 웨이브렛 계수를 R-D 경사에 따라 정렬하여 순서대로 부호화하는 것이다. 하지만, 이러한 방식은 계수들의 부호화 순서를 위해 좌표도 함께 전송해야 하는 부담을 가지므로 오히려 비트율이 증가하는 단점이 있다. 또한, 실제 계수를 이용하여 R-D 경사를 계산하면, 복호기에서는 실제 계수에 의한 R-D 경사를 알 수 없

으므로, 이러한 방식은 적합하지 않다.

RDE 방식에서는 이러한 단점들을 보완하기 위해 R-D 경사 임계값을 정의한다. 모든 웨이브렛 계수들의 기대 R-D 경사를 계산하여, 그 값이 현재 R-D 경사 임계값보다 크면, 그 계수에 대한 중요성 판별 부호화 혹은 세분화 과정 부호화를 수행한다. 웨이브렛 계수의 기대 R-D 경사가 현재 R-D 경사 임계값보다 작으면, 그 계수를 건너뛰면서 모든 웨이브렛 계수를 스캔한다. 그리고 나서, R-D 경사 임계값을 일정 비율로 줄인 후 위의 과정을 반복적으로 수행한다.

기대 R-D 경사는 주변 계수의 상태에 따른 중요성 확률을 추정하여, 그 확률을 이용한 왜곡 감소와 비트율 증가의 비율로 계산된다. 즉,  $i$ 번째 부호화 단계에서 평균 왜곡 감소량을  $E[\Delta D_i]$  라고 하고, 평균 비트율 증가량을  $E[\Delta R_i]$  라고 하면, 기대 R-D 경사는 다음의 식을 이용하여 계산될 수 있다<sup>[4]</sup>.

$$\lambda_i = \frac{E[\Delta D_i]}{E[\Delta R_i]} \tag{1}$$

### IV. R-D 최적 제로트리 영상 부호화 알고리즘

EZW나 SPIHT과 같은 웨이브렛 기반 정지영상 부호화 알고리즘은 높은 압축 효율을 가지면서 점진적 전송에 유리한 임베디드 특성도 지니고 있다. 하지만, 비트율-왜곡(Rate-Distortion) 이론의 관점에서 주어진 비트율에서 최적의 왜곡 성능을 제공하지 못한다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 SPIHT 부호화 알고리즘에 RDE 기법을 결합하였다. 제안된 알고리즘은 변형된 집합 분할과 R-D 최적 리스트 스캔으로 구성된다.

#### 1. 변형된 트리 분할 알고리즘

A형식의 항목에 대한 LIS 정렬 과정의 시작 단계에서, 자손의 중요성을 출력한다. 그 출력이 0이면 LIS의 다음 항목으로 진행하고, 그렇지 않으면 그 항목을 B형식으로 LIS의 끝에 추가하고 자식들은 LIP에 추가한다. 그 후에 자식들의 기대 R-D 경사를 계산한다. 계산된 R-D 경사가 현재의 R-D 경사 임계값보다 크면 자식의 중요성이 출력되고, 그렇지 않으면 더 이상 고려할 자식이 없을 때까지 다음 자식을 검색한다. 자식이 중요하다고 판명되면, 그 자식의 부호를 부호화하고 자식을

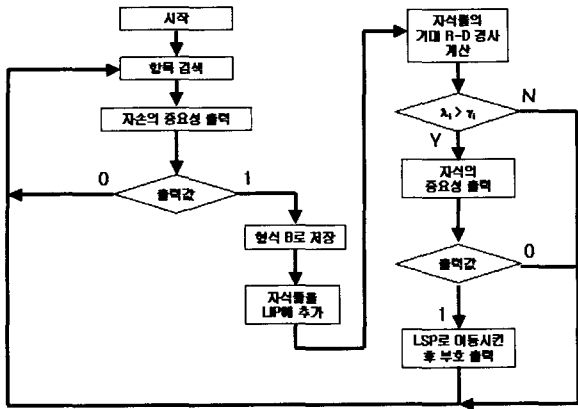


그림 3. A형식 항목에 대한 변형된 집합 분할 알고리즘  
 Fig. 3. Modified set partitioning algorithm for type A entry

LSP에 추가한다. 그림 3은 이 알고리즘을 설명하고 있다.

2. R-D 최적 리스트 스캔 알고리즘

먼저,  $M_{n,a}$ 는 부호화 이후의 구간이고,  $r_{k,a}$ 는 부호화 이후의 복원 값,  $r_b$ 는 부호화 이전의 복원 값이며,  $p(x)$ 는 구간 내에서의 확률분포일 때,  $i$ 번째 부호화 단계에서 평균 왜곡 감소 값은 다음과 같이 계산된다<sup>[4]</sup>.

$$E[\Delta D_i] = \sum_{k=0}^{K-1} \int_{M_{k,a}}^{M_{k+1,a}} [(x-r_b)^2 - (x-r_{k,a})^2] p(x) dx \tag{2}$$

그리고, 평균 부호율은 다음과 같이 계산된다<sup>[4]</sup>.

$$E[\Delta R_i] = \sum_{k=0}^{K-1} -n_k \log_2 n_k \tag{3}$$

여기에 사용된 부호화 이후의 구간별 확률  $n_k$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$n_k = \int_{M_{k,a}}^{M_{k+1,a}} p(x) dx \tag{4}$$

LIP 정렬 과정에서는 해당 계수의 중요성 여부가 주변 계수들의 중요성 여부에 영향을 받을 확률이 높지만, 세분화 과정에서는 해당 계수의 중요성 여부가 주변 계수들의 중요성 여부와는 관계없이 불규칙적이라는 특성을 이용하면, 두 과정의 R-D 경사 계산이 동일하지 않음을 알 수 있다. 먼저 LIP 정렬과정에 사용되는 평균 왜곡 감소값과 평균 부호율 및 기대 R-D 경사는  $T_{ni}$ 가  $i$ 번째 부호화 단계에서의 양자화 계단 크기일 때, 다음과 같이 도출될 수 있다<sup>[4]</sup>.

$$E[\Delta D_i] = p_i 2.25T_{ni}^2 \tag{5}$$

$$E[\Delta R_i] = p_i + H(p_i) \tag{6}$$

$$\lambda_{i,sig} = \frac{E[\Delta D_i]}{E[\Delta R_i]} = \frac{2.25T_{ni}^2}{1 + \frac{H(p_i)}{p_i}} \tag{7}$$

여기서 1의 확률이  $p_i$ 일 때, 이진 부호의 엔트로피  $H(p_i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$H(p) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p) \tag{8}$$

세분화 과정에 사용되는 평균 왜곡 감소값과 평균 부호율 및 기대 R-D 경사는 다음과 같이 도출될 수 있다<sup>[4]</sup>. LIP 정렬 과정에 사용된 R-D 경사와 달리 세분화 과정에서의 R-D 경사는 계수들의 중요성 확률에 영향을 받지 않음을 알 수 있다.

$$E[\Delta D_i] = 0.25T_{ni}^2 \tag{9}$$

$$E[\Delta R_i] = 1 \tag{10}$$

$$\lambda_{i,ref} = \frac{E[\Delta D_i]}{E[\Delta R_i]} = 0.25T_{ni} \tag{11}$$

3. 제안된 알고리즘의 전체적인 구조

본 논문에서 제안한 RDOC (rate-distortion optimized zerotree image coder) 방식의 전체적인 부호화 과정은 다음과 같다.

초기화 과정에서는 SPIHT 방식의 초기화 과정과 동일한 초기 리스트 상태를 지니고, 초기 R-D 임계값을 설정한다. 그리고, R-D 경사 임계값의 갱신이 일어날 때마다, LIP와 LSP에 있는 계수들을 대상으로 기대 R-D 경사를 계산하여 저장해 둔다. 다음으로 LIP 정렬 과정에서는 LIP에 있는 계수를 스캔하면서 R-D 경사 임계값보다 큰 R-D 경사를 지니는 계수를 부호화하고, 보다 작은 R-D 경사를 지니는 계수는 부호화하지 않고 넘어간다. LIS 정렬 과정에서 A형식 항목은 변형된 집합 분할 알고리즘을 사용하고, B형식 항목은 SPIHT과 동일한 집합 분할 알고리즘을 사용한다.

세분화 과정에서는 LSP 중에서 R-D 경사 임계값보다 큰 R-D 경사를 지니는 계수를 부호화한다. 이와 같

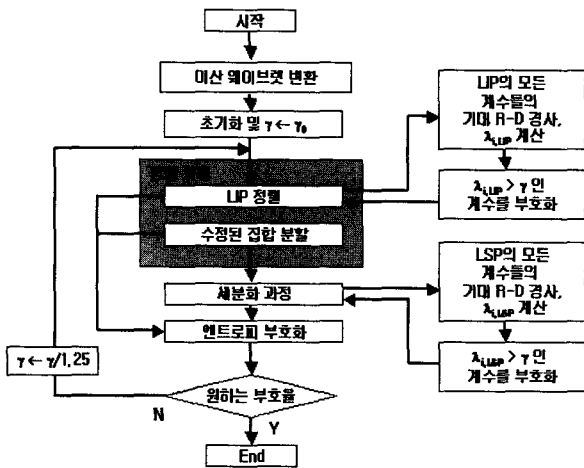


그림 4. 전체적인 제안된 알고리즘의 구조  
Fig. 4. Overall framework of proposed algorithm

이 3개의 리스트에 있는 모든 좌표를 스캔한 후에 R-D 경사 임계값은 일정 비율로 감소되어, 그 값을 이용하여 다시 각 리스트에 있는 좌표를 대상으로 기대 R-D 경사가 계산되고, LIP 정렬 과정부터 반복된다. 전체적인 알고리즘을 그림 4에 설명하였다.

SPIHT 알고리즘에서는 비트 평면 단위로 부호화가 이루어지지만, RDOC 방식에서는 R-D 경사 임계값을 단위로 부호화되므로, 현재 계수가 몇 번째 비트 평면을 부호화하고 있는지 알기 위해, 각 계수마다 몇 번째 비트 평면을 부호화하고 있는지 나타내는 지도(map)가 부가적으로 필요하다. 또한, 각 리스트에 있는 계수들의 확률 모델은 동일한 문맥(context)에서 그 계수의 해당 비트를 부호화하는 확률을 계산하기 위해 Bayesian 추정을 사용하고 확률 추정의 복잡도를 낮추기 위해 QM-coder의 상태 천이표를 사용하였다.

### V. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 9/7 Daubechies 필터를 사용하여 5 단계로 분해한 웨이브렛 계수를 대상으로 실험을 수행하였다. 복원된 영상의 품질을 측정하기 위해, 식 (12)와 같이 정의되는 PSNR(peak signal-to-noise ratio)을 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_2 \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \text{dB} \quad (12)$$

여기서 MSE는 원래 영상과 복원된 영상 사이에 평균 제곱 오차를 나타낸다.

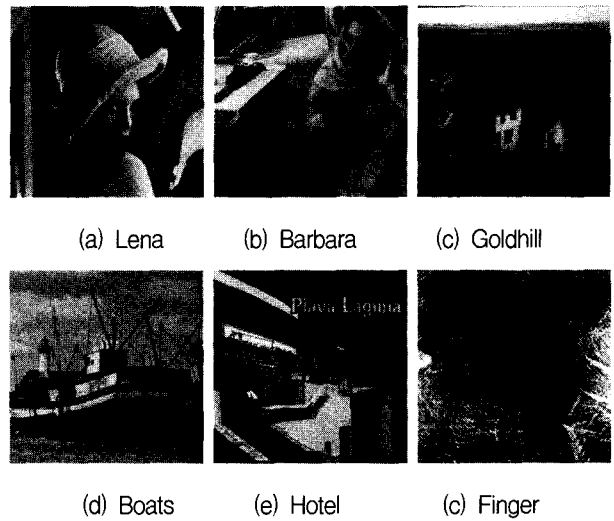


그림 5. 실험에 쓰인 원래 영상  
Fig. 5. Original test images

표 1. Lena, Barbara 영상의 PSNR 성능 비교 (dB)  
Table 1. PSNR performance comparison (dB)

Bitrate (bpp)	Lena				
	SPIHT [3]	JPEG 2000[9]	RDE[4]	RDOC	RDOC-SPIHT
0.03125	25.85			26.51	0.66
0.0625	28.10			28.42	0.32
0.125	30.84	31.04	31.30	31.22	0.38
0.25	33.83	34.14	34.20	34.21	0.36
0.5	36.91	37.30	37.20	37.21	0.30
0.75	38.75			38.99	0.24
1.0	39.93	40.40	40.30	40.35	0.42
2.0	43.67			44.81	1.14

Bitrate (bpp)	Barbara			
	SPIHT[3]	JPEG2000 [9]	RDOC	RDOC-SPIHT
0.03125	22.14		22.55	0.41
0.0625	23.21		23.40	0.18
0.125	24.85	25.43	25.03	0.18
0.25	27.40	28.40	27.86	0.45
0.5	31.01	32.22	31.76	0.75
0.75	34.20		34.55	0.35
1.0	36.04	37.16	36.74	0.70
2.0	42.28		42.64	0.36

표 1~표 3은 본 논문에서 제안한 방법을 그림 5에 보인 Lena, Barbara, Goldhill, Boats와 같은 USC 표준 영상과 Hotel, Finger와 같은 JPEG 2000 표준 영상에 적용하여 얻은 실험결과이다.

본 실험에 사용된 영상들은 모두 512 x 512 크기를 가지며, 8 bpp(bits per pixel)의 단색(monochrome) 영상들이다. 본 실험에서는 256:1 (0.03125 bpp), 128:1 (0.0625 bpp), 64:1 (0.125 bpp), 32:1 (0.25 bpp), 16:1

표 2. Goldhill, Boats 영상의 PSNR 성능 비교 (dB)  
Table 2. PSNR performance comparison of Goldhill and Boats images (dB)

Bitrate (bpp)	Goldhill		
	SPIHT[3]	RDOC	RDOC -SPIHT
0.03125	25.39	25.99	0.60
0.0625	27.00	27.25	0.25
0.125	28.77	29.16	0.39
0.25	30.86	31.37	0.51
0.5	34.05	34.00	-0.05
0.75	35.80	36.37	0.57
1.0	37.76	38.04	0.28
2.0	43.02	43.89	0.87

Bitrate (bpp)	Boats		
	SPIHT[3]	RDOC	RDOC -SPIHT
0.03125	23.91	24.47	0.56
0.0625	25.73	26.09	0.35
0.125	27.76	28.26	0.51
0.25	30.82	30.84	0.03
0.5	34.20	34.18	-0.03
0.75	36.43	37.02	0.60
1.0	38.82	38.96	0.15
2.0	43.36	44.59	1.23

표 3. Hotel, Finger 영상의 PSNR 성능 비교 (dB)  
Table 3. PSNR performance comparison of Hotel and Finger images (dB)

Bitrate (bpp)	Hotel		
	SPIHT[3]	RDOC	RDOC -SPIHT
0.03125	20.85	21.14	0.29
0.0625	22.79	22.73	-0.06
0.125	24.97	24.98	0.01
0.25	27.89	27.68	-0.21
0.5	31.67	31.83	0.16
0.75	34.45	34.71	0.26
1.0	36.30	36.95	0.65
2.0	41.46	42.20	0.74

Bitrate (bpp)	Finger		
	SPIHT[3]	RDOC	RDOC -SPIHT
0.03125	19.14	19.47	0.33
0.0625	20.19	20.51	0.32
0.125	21.73	22.05	0.32
0.25	24.05	24.23	0.18
0.5	27.57	27.39	-0.18
0.75	29.38	29.86	0.49
1.0	31.13	31.06	-0.08
2.0	36.89	37.18	0.29

표 4. Lena, Barbara, Goldhill, Boats, Hotel 및 Finger 영상에 대한 처리 복잡도 비교 (초)  
Table 4. Complexity comparison of Lena, Barbara, Gold hill, Boats, Hotel and Finger images (seconds)s

Bitrate (bpp)	Lena		Barbara	
	SPIHT[3]	RDOC	SPIHT[3]	RDOC
0.03125	0.41	17.16	0.44	16.95
0.0625	0.44	21.14	0.42	18.47
0.125	0.50	23.64	0.50	21.26
0.25	0.62	27.39	0.61	23.48
0.5	0.83	31.33	0.81	26.97
0.75	1.08	33.01	1.06	29.40
1.0	1.23	34.78	1.20	32.08
2.0	2.06	38.81	2.05	37.04

Bitrate (bpp)	Goldhill		Boats	
	SPIHT[3]	RDOC	SPIHT[3]	RDOC
0.03125	0.45	18.17	0.44	16.92
0.0625	0.44	21.14	0.42	19.95
0.125	0.48	23.62	0.50	21.92
0.25	0.62	25.70	0.62	25.12
0.5	0.87	29.23	0.84	29.14
0.75	1.03	31.61	1.02	30.90
1.0	1.30	33.12	1.28	33.08
2.0	2.08	38.20	2.02	38.67

Bitrate (bpp)	Hotel		Finger	
	SPIHT[3]	RDOC	SPIHT[3]	RDOC
0.03125	0.42	15.73	0.44	16.34
0.0625	0.44	17.06	0.44	16.97
0.125	0.50	21.22	0.50	19.53
0.25	0.61	23.78	0.83	21.50
0.5	0.81	27.48	0.97	25.37
0.75	1.06	29.81	1.02	27.94
1.0	1.20	32.11	1.28	29.87
2.0	2.06	36.83	2.08	34.26

(0.5 bpp), 10.67:1 (0.75 bpp), 8:1 (1.0 bpp), 4:1 (2.0 bpp)의 압축율을 검사했다. SPIHT과 RDOC 방식은 모두 임베디드 부호화이므로, 부호화/복호화는 정확한 비트율에서 정지될 수 있다.

표 1 ~ 표 3에서 보인 것처럼, 제안된 RDOC 방식은 모든 실험 영상의 거의 모든 비트율에서 SPIHT이나 RDE보다 좋은 성능을 보이며, JPEG 2000<sup>[9]</sup>에 근접한 성능을 가짐을 알 수 있다. 웨이브렛 변환된 계수들은 부동소수점의 정밀도를 지니므로 비트 평면의 개수는 높은 비트율에서도 부호화 이득이 발생할 만큼 충분히 많다.

표 1 ~ 표 3에 보인 결과는 다음과 같이 분석될 수 있다. 먼저, 제로트리 부호화의 관점에서 높은 주파수에 해당하는 부대역에서 보다 많은 웨이브렛 계수가 존재

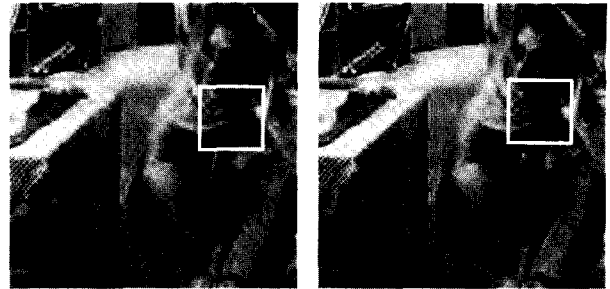


(a) SPIHT (25.85 dB)      (b) RDOC (26.51 dB)

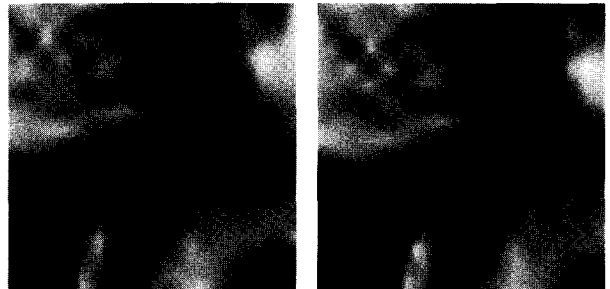


(c) 확대된 영역 (SPIHT)      (d) 확대된 영역 (RDOC)

그림 6. 256:1의 압축률로 복호화된 Lena 영상  
Fig. 6. Decoded Lena images at 256:1 ratio

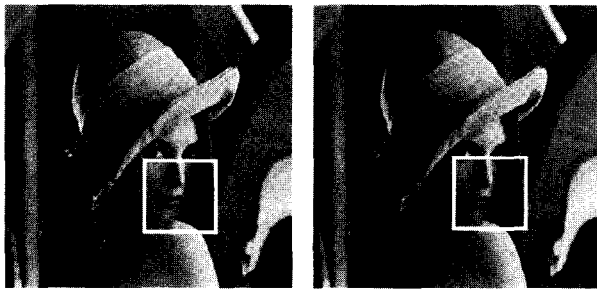


(a) SPIHT (22.14 dB)      (b) RDOC (22.55 dB)



(c) 확대된 영역 (SPIHT)      (d) 확대된 영역 (RDOC)

그림 8. 256:1의 압축률로 복호화된 Barbara 영상  
Fig. 8. Decoded Barbara images at 256:1 ratio

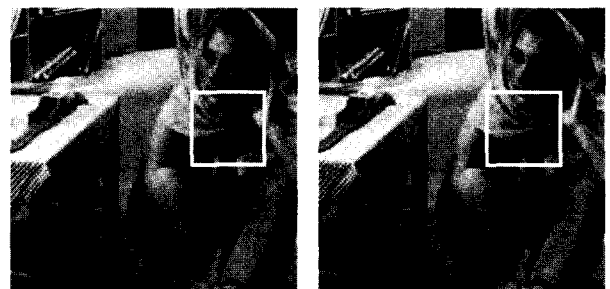


(a) SPIHT (30.84 dB)      (b) RDOC (31.22 dB)

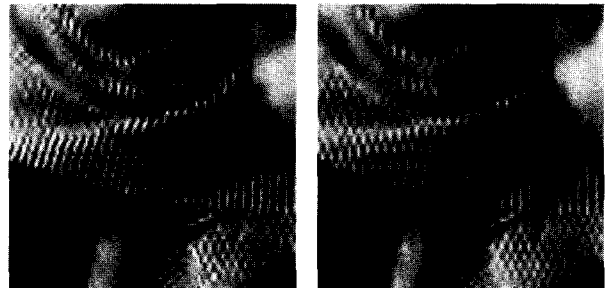


(c) 확대된 영역 (SPIHT)      (d) 확대된 영역 (RDOC)

그림 7. 64:1의 압축률로 복호화된 Lena 영상  
Fig. 7. Decoded Lena images at 64:1 ratio



(a) SPIHT (24.85 dB)      (b) RDOC (25.03 dB)



(c) 확대된 영역 (SPIHT)      (d) 확대된 영역 (RDOC)

그림 9. 64:1의 압축률로 복호화된 Barbara 영상  
Fig. 9. Decoded Barbara images at 64:1 ratio

하면, 비효율적인 제로트리 부호화 성능을 보이게 된다. 이에 해당하는 영상은 Barbara, Hotel, Finger 등이 있다. 다음으로 확률 추정의 관점에서 각 부대역 내에서 계수들이 흩어져서 분포할수록, 비효율적인 확률 추정을 기대할 수 있으므로, 이는 다시 부호화 성능을 감소시키게 된다. 또한, SPIHT 방식에서는 복잡도가 높은

영상일수록 비트율-왜곡의 역전 현상이 자주 일어나는데, 제안된 RDOC 방식에서는 이러한 역전 현상이 일어나지 않도록 개선했다.

표 4는 Lena, Barbara, Goldhill, Boats, Hotel, Finger 등의 표준 영상을 부호화하는데 필요한 복잡도를 처리 시간의 관점에서 SPIHT 결과와 비교하였고, 단위는 초

단위의 부호화 시간을 사용하였다. 표 4에 보인 것처럼, 제안된 RDOC 방식은 최적화된 SPIHT에 비해 16~40배 정도의 많은 시간이 소요되었고, 평균적으로 SPIHT 부호화에 비해 약 30배 만큼 더 많은 시간이 걸렸다. 이러한 현상은 각각의 리스트 내의 좌표에 대해 기대 R-D 경사를 계산하는데 많은 시간을 소요된 것에 기인한다. 이러한 부분은 알고리즘 및 코드 최적화를 통해 상당 부분 개선의 여지가 있다. 참고로, RDE 알고리즘은 화면 내의 모든 화소에 대상으로 모든 임계값에 대해 R-D 경사를 계산하므로 여기서 제안된 방식보다 훨씬 더 많은 시간을 필요로 하게 된다. 결론적으로, 제안된 방식은 SPIHT에 비하여 복잡도가 상당히 증가하지만, RDE에 비해서는 감소된 복잡도를 가진다.

그림 6과 그림 7은 Lena 실험 영상에 대해 각각 256:1과 64:1의 압축률에서 복호화한 결과를 SPIHT 결과와 비교하였다. 각 그림의 (a)는 SPIHT 결과, (b)는 RDE 결과, (c)와 (d)는 각각 SPIHT과 RDE 결과의 흰색 상자부분을 확대한 부분이다. 그림 6과 그림 7에 보인 것처럼, 낮은 비트율에서 두 가지 방식간에 뚜렷한 화질 차이가 나타남을 볼 수 있다. 그림 8과 그림 9는 Barbara 실험 영상에 대한 실험결과를 보인다.

## VI. 결 론

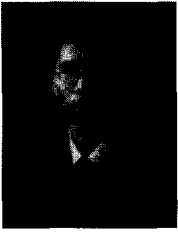
EZW나 SPIHT과 같은 웨이브렛 기반 부호화 방식은 높은 압축율과 임베디드 특성 때문에 정지영상이나 동영상 부호화에 많이 사용되지만, 비트율-왜곡의 관점에서는 최적의 방법은 아니다. 반면에, RDE는 비트율-왜곡의 관점에서는 최적의 효율을 지니고 있지만, 임계값을 갱신할 때마다 전체 웨이브렛 계수를 검색해야 하는 복잡도의 문제점을 지니고 있다. 본 논문에서는 이러한 두 가지 방법의 단점을 해결하기 위해, 각 리스트에 존재하는 계수들을 대상으로 비트율-왜곡 최적화를 수행하는 방식을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 변형된 집합 분할과 R-D 최적 리스트 스캔 방식으로 구성된다. 실험 결과는 제안된 R-D 최적 제로트리 영상 부호화 알고리즘이 여러 비트율에서 SPIHT이나 RDE의 성능을 능가하고, JPEG 2000에 근접한 성능을 보여준다. 제안된 방식은 SPIHT에 비해 복잡도가 높지만, RDE 방식보다 복잡도가 크게 낮다. 웨이브렛 계수가 밀집되어 있거나 높은 주파수에 해당하는 부대역에 낮은 에너지를 지니고 있으면, 부호화 효율은 더욱 좋아진다.

## 참 고 문 헌

- [1] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July 1989.
- [2] J.M. Shapiro, "Embedded image coding using zero-tree of wavelet coefficient," *IEEE Trans. On Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3445-3462, Dec. 1993.
- [3] A. Said and W.A. Pearlman, "A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees," *IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 6, no. 3, pp. 243-250, June 1996.
- [4] J. Li and S. Lei, "An embedded still image coder with rate-distortion optimization," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 8, no. 7, pp. 913-924, July 1999.
- [5] ISO/IEC FDIS 15444-1: "Information technology JPEG 2000 image coding system, Part 1," ISO/IEC JTC1/SC29/WG1.
- [6] A.S. Lewis and G. Knowles, "Image compression using the 2-D wavelet transform," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 1, no. 2, pp. 244-250, April 1992.
- [7] M. Vetterli and J. Kovacevic, *Wavelets and subband coding*, Prentice Hall, 1995.
- [8] J.W. Woods, *Subband image coding*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [9] D. Taubman, E. Ordentlich, M. Weinberger and G. Seroussi, "Embedded block coding in JPEG 2000," *Signal Processing: Image Communication*, vol 17, no. 1, pp. 49-72, Jan. 2002.



저 자 소 개



이 병 기(정회원)  
 2001년 아주대학교 전자공학과  
 학사  
 2003년 광주과학기술원 정보통신  
 공학과 석사  
 2003년 2월~현재 삼성전자  
 디지털미디어 연구소에서  
 디지털 TV용 VLSI 개발

<주관심분야: 영상신호처리, 동영상 부호화, 웨이브렛 이론, 고속 VLSI 회로설계>



호 요 성(정회원)  
 1981년 서울대학교 전자공학과  
 학사  
 1983년 서울대학교 전자공학과  
 석사  
 1989년 University of California,  
 Santa Barbara, 전기전산  
 공학과 박사

1983년 3월~1995년 9월 한국전자통신연구소  
 선임연구원

1990년 1월~1993년 5월 미국 Philips 연구소  
 Senior Research Member

1995년 9월~현재 광주과학기술원  
 정보통신공학과 교수

<주관심분야: 디지털 신호처리, 영상신호처리 및 압축, 초저속 영상통신, 디지털 TV와 고선명 TV 방식, 삼차원 영상 모델링 및 부호화>

