

論文97-34S-9-12

# 영상 부호화를 위한 효율적인 웨이블릿 패킷 알고리즘 개발

## (Development of Efficient Wavelet Packet Algorithm for Image Coding)

鄭美淑\*, 任峰均\*\*, 朴正鎬\*\*\*, 黃丙夏\*\*\*\*,  
崔在虎\*\*\*\*\*, 郭勳星\*\*\*\*\*

(Mi-Suk Chung, Bong-Kyun Rhim, Jeong-Ho Park, Byung-Ha Hwang,  
Jae-Ho Choi, and Hoon-Sung Kwak)

### 요 약

본 논문에서는 빠르게 웨이블릿 패킷을 찾는 효율적인 웨이블릿 패킷 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 변환 부호화 이득이 최대가 될 때까지 대역 분할하여 웨이블릿 트리를 구성한다. 이 때, 변환 부호화 이득은 분할된 각 대역의 분산값에 의해 계산된다. 분할된 대역은 각 대역의 분산값에 비례하도록 비트 할당이 이루어진다. 그리고, 각 대역은 무손실 부호화인 BPRLC(bit plane run length coding)와 균일 양자화를 이용하여 부호화한다. 제안한 알고리즘과 Ramchandran과 Vetterli의 단일 트리 알고리즘(single tree algorithm)을 실제 영상에 대해 실험한 결과, 복원 화질을 나타내는 PSNR은 단일 트리 알고리즘이 약간 높게 나타났다. 그러나, 제안한 알고리즘의 실행 시간은 단일 트리 알고리즘 실행 시간의 약 40%만큼으로 줄어들었다.

### Abstract

An efficient wavelet packet algorithm to find wavelet packet quickly is presented in this paper. The top-down method maximizing the transform coding gain that is obtained from the second moment of the band is used to divide the subbands into wavelet tree. The bit allocation for each band in the tree is performed in proportion to its variance. Bands are coded by the lossless coding algorithm called the bit plane run length coding(BPRLC) and uniform quantizer. The proposed algorithm is compared with that of the single tree algorithm proposed by Ramchandran and Vetterli. To verify the efficiency of our algorithm, simulations are performed using several sets of images. The results show us that our method reduces the execution time by about forty percent of that required by the single tree method while maintaining the comparable reconstructed image qualities.

\* 正會員, 全北大學校 電子計算器工學科  
(Dept. of Computer Eng., Chonbuk Nat'l Univ.)

\*\* 學生會員, 全北大學校 컴퓨터工學科  
(Dept. of Computer Eng., Chonbuk Nat'l Univ.)

\*\*\* 正會員, 全北大學校 電子計算所  
(Computer Center, Chonbuk Nat'l Univ.)

\*\*\*\* 正會員, 西南大學校 電算情報學科

(Dept. of Computer & Information, Seonam Univ.)

\*\*\*\*\* 正會員, 全北大學校 컴퓨터 情報通信工學部  
(Faculty of Computer, Information and Comm. Eng., Chonbuk Nat'l Univ.)

※ 이 논문은 한국과학재단의 연구과제 연구비에 의해 연구되었음.

接受日字: 1997年2月12日, 수정완료일: 1997年8月25日

I. 서론

최근 들어 음성이나 영상과 같이 상관성이 높은 소스(source)의 중복성을 제거하기 위한 소스 부호화가 연구되고 있다. 이러한 소스 부호화에는 벡터양자화, 선형 예측 부호화, DCT, KLT와 같은 선형 변환 부호화 외에도 이러한 것들을 혼합한 형태의 부호화 등이 있다. 벡터 양자화는 상관성이 높은 이산 신호 압축에는 뛰어나지만, 초기에 학습을 해야 하고 또 벡터의 크기가 증가함에 따라 벡터 양자화의 복잡도가 지수적으로 증가한다. DCT, KLT와 같은 선형 변환 부호화와 선형 예측 부호화는 벡터 양자화와는 달리 계산 비용은 적다. 그러나, 선형 변환 부호화와 선형 예측 부호화를 이용한 소스의 압축 효율은 신호의 정상성(stationarity)에 따라 다르다. 즉, 선형 변환 부호화와 선형 예측 부호화는 비정상적 신호(nonstationary signal)를 부호화할 경우 신호가 가지고 있는 중복적인 요소들을 잘 이용하지 못한다는 것이다. 만약 벡터 양자화의 적응성과 선형 변환 부호화와 선형 예측 부호화의 속도성을 결합할 수 있다면, 신호를 적응적이면서 빠르게 부호화할 수 있을 것이다. 이러한 결합을 가능케 한 것이 웨이브렛 패킷이다<sup>[1][2]</sup>.

웨이브렛 패킷은 Coifman, Meyer, Quaker, Wickerhauser(CMQW)에 의해서 소개되었다. 그러나, CMQW 방법은 비트율-왜곡률 측면에서는 최상(optimal)의 방법이 아니다. 그래서, Ramchandran과 Vetterli는 비트율-왜곡률 이론을 이용하여 양자화와 최상의 기저(best basis)를 공동으로 찾는 웨이브렛 패킷 알고리즘인 단일 트리 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 부호화 비트율과 왜곡률 이론에 기반을 두고 있으며, 주어진 비트율에서 최상의 화질을 얻을 수 있는 방식이다. 이 알고리즘에서는 비트율과 왜곡률로 구성된 라그랑지 비용(Langrange cost)이 최소가 되는 부트리(subtree)를 즉, 웨이브렛 패킷 트리를 찾기 위해 먼저 웨이브렛 변환을 이용하여 완전 트리를 구성한 후 단노드에서 근노드쪽으로 모든 노드에 대해 라그랑지 비용을 검토하면서 노드들을 가지치기(pruning)한다<sup>[3][4]</sup>. 그러므로, 단일 트리 알고리즘을 이용하면 최상의 웨이브렛 패킷을 찾을 수는 있으나, 많은 실행 시간이 소요된다.

따라서, 본 논문에서는 실행 시간이 적게 소요되는 효율적인 웨이브렛 패킷 알고리즘을 제안한다. 제안한

알고리즘에서는 먼저 근노드부터 시작하여 각 대역의 분산값에 의해 계산되는 변환 부호화 이득(transform coding gain)이 최대가 되거나, 완전 트리가 될 때까지 대역 분할하여 웨이브렛 트리를 구성한 후, 분할된 대역에 각 대역의 분산값에 비례하도록 비트 할당을 한다. 즉, 대역 분할과 비트 할당은 각 대역의 분산값에 의해 결정된다. 그리고 각 대역은 할당된 비트내에서 무손실 부호화인 BPRLC<sup>[5]</sup>와 균일 양자화를 이용하여 부호화한다.

제안한 알고리즘과 단일 트리 알고리즘을 비교 실험한 결과 제안한 알고리즘의 실행 시간은 단일 트리 알고리즘 실행 시간의 약 40%만큼으로 줄어들었다. 그러나, 복원 화질을 나타내는 PSNR은 제안한 알고리즘이 약간 낮게 나타났다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 웨이브렛 패킷을 III장과 IV장에서는 단일 트리 알고리즘과 제안한 웨이브렛 패킷 알고리즘을 기술한다. 그리고 V장에서 제안한 웨이브렛 패킷 알고리즘에 대한 실험 결과를 기술하고, VI장에서 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

II. 웨이브렛 패킷

웨이브렛 패킷은 많은 정규직교 기저에서 최상의 기저를 선택하는 것이다.

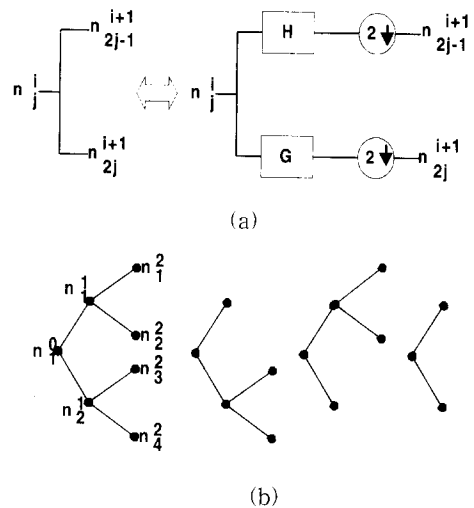


그림 1. (a) 필터가 포함된 트리, (b) 웨이브렛 패킷 트리들  
Fig. 1. (a) Tree notation for analysis filter bank, (b) Wavelet packet trees.

이것은 다해상도(multiresolution) 분해 방법들을 일 반화한 것으로, 모든 서브밴드 부호화 트리 분해 부류 를 포함한다(그림 1)<sup>[6][7]</sup>.

그림 1에서  $n_j^i$ 은 트리의  $i$ 번째 깊이에서의  $j$ 번째 노드 를 의미하고, H는 저역 통과 필터(low pass filter)이 고, G는 고역 통과 필터(high pass filter)이다. 웨이 브렛 트리에서의 노드는 신호 분할에서 대역과 동일하 다. 다음의 그림 2는 영상 신호에 대한 몇가지 웨이브 렛 패킷 기저들을 나타낸 것이다. (a)는 옥타브 웨이 브렛 기저, (b)는 STFT(Short Time Fourier Transform)기저, (c)는 저주파 대역의 분해능을 높인 임의의 직교 기저를 나타낸 것이다<sup>[8]</sup>.

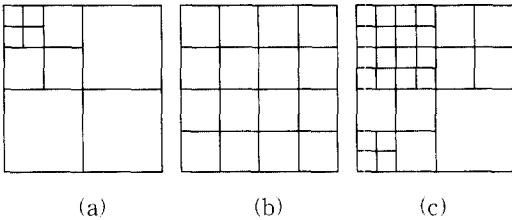


그림 2. 영상에 대한 웨이브렛 패킷  
Fig. 2. Wavelet packet for image plane.

### III. 단일 트리 알고리즘

Ramchandran과 Vetterli는 비트율-왜곡률 이론을 이용하여 양자화기와 최상의 기저를 공동으로 찾는 웨 이브렛 패킷 알고리즘인 단일 트리 알고리즘을 제안하 였다. Ramchandran과 Vetterli는 주어진 비트율에서 왜곡률을 최소화하는 문제를 라그랑지 비용  $J = D + \lambda R$  ( $D$ : 왜곡률,  $\lambda$ : 라그랑지 승수,  $R$ : 비트율) 을 최소화하는 문제로 보고, 라그랑지 비용이 최소가 되 는 트리를 웨이브렛 패킷 트리로 결정했다. 단일 트리 알고리즘은 다음과 같다.

- ① 웨이브렛 변환을 이용하여 주어진 영상을 원하는 깊이까지 완전 트리로 분해한다. 즉, 이는 라이브 러리에 있는 모든 기저와 연관된 모든 웨이브렛 패킷 계수들을 구하는 것이다.
- ② 각 노드들에 여러 양자화기들을 적용한 후 그에 따 른 R-D 곡선을 각 노드별로 구한다.
- ③ 완전 트리의 모든 노드들에 대해 임의의  $\lambda$ 을 선 택하여 라그랑지 비용이 최소가 되는 양자화기를

선별한다. 즉, 이는 각 노드에서의 최적 양자화기 를 찾는 것이다.

$$\min [ D(\text{node}) + \lambda R(\text{node}) ] \quad (1)$$

quantizer

- ④ 단노드에서부터 시작해서 반복적으로 완전 트리 의 노드들을 가지치기한다. 즉, 이는 최적 기저 부트리를 찾는 것이다.

*Prune if:*

$$J(\text{parent\_node}) \leq [ J(\text{child}_1) + J(\text{child}_2) ] \quad (2)$$

- ⑤ convex-search 방법을 사용하여  $\lambda$ 값을 변환시 키면서 주어진 비트율에 도달할 때까지 ③, ④과 정을 반복한다.

단일 트리 알고리즘에서는 주어진 신호를 완전 트리 로 나눈 후 각 대역의 R-D 곡선을 구한 다음 ③, ④ 과정을 반복하면서 주어진 비트율에 맞게 라그랑지 비 용이 최소가 되는 R-D 곡선상의 점을 찾으면서 트리 의 노드들을 bottom-up 방식으로 잘라나가기 때문에 효율은 좋지만, 많은 실행 시간이 소요된다. 이는 곧 단일 트리 알고리즘을 실제 응용하기 위해서는 많은 시간이 소요된다는 점을 감안하여야 한다는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 시간적인 면을 고려한 즉, 실행 시간이 적게 소요되는 웨이브렛 패킷 알고리즘을 제안 한다.

### IV. 제안한 웨이브렛 패킷 알고리즘

단일 트리 알고리즘의 실행 시간이 많이 소요되는 것은 두 가지 이유가 있다. 첫째는, 각 노드마다 주어 진 양자화기들에 따른 R-D 곡선을 구하는 해야한다 는 것이다. 둘째는, 주어진 비트율에 도달할 때까지  $\lambda$  를 변경시키면서 모든 노드마다 라그랑지 비용이 최소 가 되는 양자화기를 선별한 후, 반복적으로 트리를 가 지치기해야 하기 때문이다.

단일 트리 알고리즘을 이용하여 웨이브렛 패킷을 찾 은 결과를 살펴보면, 실험 영상마다 대역 분할 여부를 결정하는 임계치는 상이했지만, 어떤 임계치 이상의 분산값을 갖는 대역에 대해서만 대역 분할이 이루어지 는 것을 관찰할 수 있다<sup>[9]</sup>. 그러므로, 본 논문에서는 근노드에서부터 대역 분할을 하는데, 분할된 대역들중 분산값이 큰 대역들만을 선정하여 분할을 계속한다.

대역 분할을 중지하는 임계치에 해당되는 요소로는 변환 부호화 이득을 사용하였다. 즉, 주어진 변환이 대역을 더 나누었을 경우에 얼마만큼의 에너지 압축을 얻을 수 있는가를 나타내는 변환 부호화 이득이 최대 되었을 때 대역 분할을 멈추도록 하였다. 또한, 웨이브렛 트리가 완전 트리가 되었을 때도 대역 분할이 멈춘다. 본 논문에서는 이러한 개념을 적용하여 대역을 분할한 후, 분할된 각 대역에 그 대역의 분산값에 비례하도록 비트 할당을 한 다음 할당된 비트내에서 각 대역을 부호화하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 웨이브렛 트리 알고리즘은 크게 2 단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계는 신호를 여러 대역으로 분할하여 웨이브렛 트리를 구성하는 단계이고, 두 번째 단계는 분할된 각 대역에 비트를 할당한 후 부호화하는 단계이다.

먼저, 대역을 분할하여 웨이브렛 트리를 구성하는 단계를 살펴보면 다음과 같다. 주어진 영상에 대하여 웨이브렛 변환을 취하여 각 대역에 대한 분산값을 구한 후, 그 중 가장 큰 분산값을 가진 대역을 분할한다. 이 분할된 대역의 분산값을 구하여 그 값과 상위 깊이의 분할을 하지 않았던 단노드 대역의 분산값들중에서 가장 큰 분산값을 가지고 있는 대역을 분할한다. 그 다음 분할한 대역의 분산값을 구하여 가장 큰 분산값을 가지고 있는 대역을 분할한다. 이러한 대역 분할 작업은 위에서 설명한 방식으로 계속해서 실행하고, 분할 깊이가 주어진 깊이에 도착했을 경우는 그 다음으로 큰 분산값을 선택하여 분할을 하게 된다. 분할이 이루어질 때마다 변환 부호화 이득을 계산하여 이 값이 최대가 되거나, 완전 트리가 될 때 웨이브렛 트리 구성을 종료한다(그림 3).

에너지 압축 정도를 나타낼 수 있는 변환 부호화 이득  $G_{tc}$ 는 PCM(pulse coded modulation)에 대한 직교 변환(orthogonal transform)을 비교하는 일반적인 도구이다.

신호를 첫 번째 깊이에서  $N_1$ 개의 대역으로 정규 직교 분할하고, 첫 번째 깊이의  $p$  대역 하나를  $N_2$ 개의 대역으로 정규 직교 분할을 했는데, 입력 신호와 분할된 모든 대역이 같은 확률 밀도 함수를 가지고 있다고 가정하자. 그러면, 같은 부호화 비트율하에서 변환 부호화 이득은 식 (3)과 같이 PCM에서의 왜곡률( $D_{pcm}$ )에 대한 변환 부호화에서의 왜곡률( $D_{tc}$ )이 된다.

$$G_{tc} = \frac{D_{pcm}}{D_{tc}} = \frac{\delta_x^2}{\left( \prod_{\substack{k_1=0 \\ k_1 \neq p}}^{N_1-1} \delta_{k_1}^2 \right)^{1/N_1} \left( \prod_{k_2=0}^{N_2-1} \delta_{pk_2}^2 \right)^{1/N_1 N_2}} \quad (3)$$

식 (3)에서  $\delta_x^2$ 은 입력 신호의,  $\delta_i^2$ 은  $i$  대역의 분산값이다. 이 때 이것에 대한 평균 왜곡률은 다음과 같다.

$$\delta_q^2 = \frac{1}{N_1} \sum_{\substack{k_1=0 \\ k_1 \neq p}}^{N_1-1} \delta_{k_1}^2 + \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} \delta_{pk_2}^2 \quad (4)$$

주어진 비트율에서  $\delta_q^2$ 이 최소화 되도록 각 대역에 할당되는 최상의 비트량은 다음과 같다<sup>[10]</sup>. 이 수식은 제안한 알고리즘의 두 번째 단계인 비트 할당과 부호화 단계에서 사용되는 수식이다.

$$B_{k_1} = B + \frac{1}{2} \log_2 \frac{\delta_{k_1}^2}{\left( \prod_{\substack{k_1=0 \\ k_1 \neq p}}^{N_1-1} \delta_{k_1}^2 \right)^{1/N_1} \left( \prod_{k_2=0}^{N_2-1} \delta_{pk_2}^2 \right)^{1/N_1 N_2}} \quad \text{for } k_1 = 0, 1, \dots, (N_1 - 1)$$

$$B_{k_2} = B + \frac{1}{2} \log_2 \frac{\delta_{pk_2}^2}{\left( \prod_{\substack{k_1=0 \\ k_1 \neq p}}^{N_1-1} \delta_{k_1}^2 \right)^{1/N_1} \left( \prod_{k_2=0}^{N_2-1} \delta_{pk_2}^2 \right)^{1/N_1 N_2}} \quad \text{for } k_2 = 0, 1, \dots, (N_2 - 1) \quad (5)$$

식 (5)에서  $B_{k_1}$ 은  $k_1$  대역에,  $B_{k_2}$ 은  $k_2$  대역에 할당되는 비트이며,  $B$ 는 부호화시 사용되어야 하는 주어진 비트율이다.

다음은 구성된 웨이브렛 트리의 단노드에 비트를 할당하고 부호화를 하는 과정이다. 각 노드의 비트 할당은 식 (5)에 의해서 이루어진다. 이때 할당된 비트가 0보다 작은 대역은 부호화하지 않는다. 그 외의 다른 대역들은 각 대역에 할당된 비트 내에서 BPRLC를 적용하여 부호화한다. BPRLC로 얻은 비트가 할당된 비트보다 클 때에는 균일 양자화를 한 후 다시 BPRLC를 적용하여 부호화한다. 이 때 양자화 단계는  $\lceil \log_2(\text{BPRLC로 부호화한 비트/할당된 비트}) + 1 \rceil$ 로 한다. 부호화한 후 모든 대역의 비트량의 합은 주어진 비트량 이하이어야 한다. 즉, 주어진 비트내에서 부호화가 이루어져야 한다는 것이다. 그런데, 만약 그렇지 않으면 할당된 비트가 작은 플러스 비트인 대역을 부호화하지 않음으로써 부호화가 주어진 비트 내에서 이루어지도록 한다(그림 4).

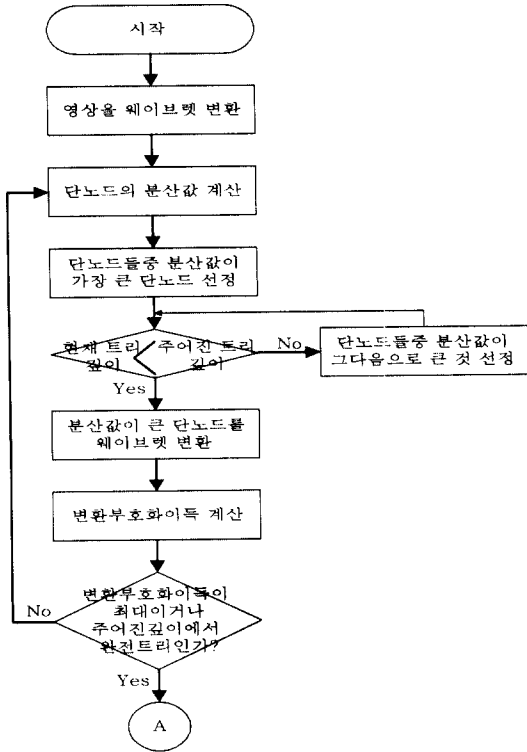


그림 3. 웨이브렛 트리 구성  
Fig. 3. Wavelet tree generation.

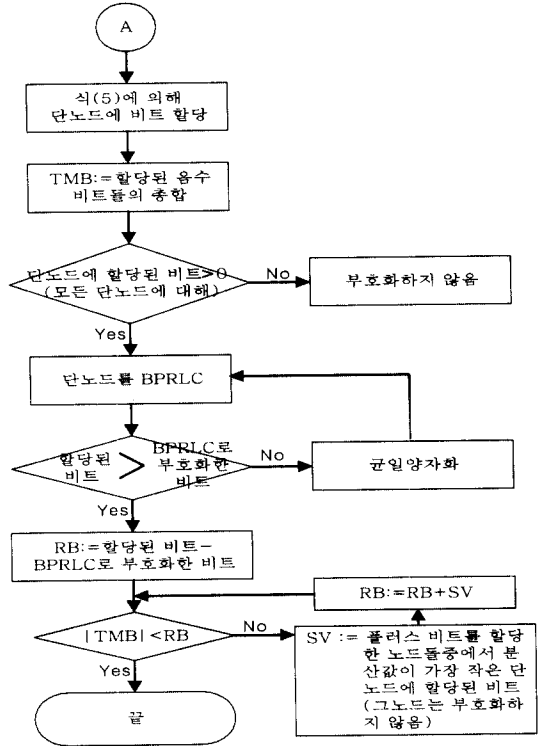


그림 4. 비트 할당과 부호화  
Fig. 4. Bit allocation and coding.

그림 4에서 TMS(Total Minus Bit)는 각 대역에 할당된 비트들 중에서 0보다 작은 비트들을 합한 것이고, RB (Remained Bit)는 식 (5)에 의해 할당된 비트에서 BPRLC를 이용하여 얻는 비트를 뺀 것이다. SV(Saved Bit)는 부호화가 주어진 비트 내에서 이루어지도록 하기 위해 부호화를 하지 않았던 작은 플러스 비트들이다.

V. 실험 결과

본 논문에서는 실제 영상을 대상으로 제안한 알고리즘을 SPARC-10 워크스테이션에서 실험해 보았다. 실험 대상이 되는 영상은 그레이 레벨이 256이고 크기가 512 \* 512인 Lenna, Peppers, Sailboat이다. 영상을 웨이브렛 변환할 때 사용한 필터는 C. M. Brislawn 9,7 tap 필터이다.

그림 5와 표 1은 제안한 알고리즘을 사용하여 Lenna 영상을 트리 깊이를 3, 주어진 비트율을 0.5bpp로 하여 대역 분할한 결과와 분할된 각 대역에

비트 할당을 한 것이다.

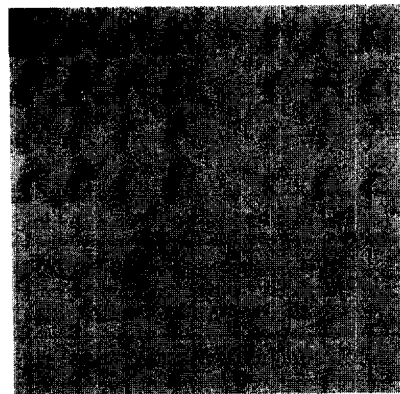


그림 5. 대역 분할  
Fig. 5. Band decomposition.

트리 깊이를 3과 4로 하여 실험 영상에 대해 제안한 알고리즘과 단일 트리 알고리즘을 적용하여 실험한 후 복원 화질을 살펴보았다. 복원 화질은 PSNR로 평가하였다. 표 2는 트리의 깊이가 3일 때(a)와 트리의

깊이가 4일 때(b) 각 주어진 비트율에서 Lenna, Peppers, Sailboat 영상의 복원 화질인 PSNR을 나타낸 것이다.

표 1. 비트 할당  
Table1. Bit allocation.

5.88	3.21	1.72	2.00	0.67	0.48	0.67	0.60
2.99	1.92	0.60	1.16	-0.60	-0.22	0.22	-0.01
1.50	0.65	-0.17	0.20	0.34		-0.42	-0.50
1.91	1.22	0.25	0.63			-0.07	-0.24
0.56	-0.55	0.28		0.15	0.12	0.18	
0.47	-0.15			-0.38	-0.20		
0.61	0.27	0.38	-0.33	0.38		0.14	
0.50	0.08	-0.59	-0.29				

표 2. 복원 화질 비교  
Table 2. Comparison of reconstructed image quality.

(a)

영상		bpp									
		1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	
Lenna	제안한 알고리즘	37.2	37.0	36.8	36.6	36.0	34.8	33.2	31.3	28.5	
	단일 트리 알고리즘	39.1	38.7	38.1	37.4	36.5	35.0	34.1	32.8	31.5	
Peppers	제안한 알고리즘	36.5	36.3	36.1	35.7	35.4	34.5	33.1	30.9	29.3	
	단일 트리 알고리즘	39.4	38.7	38.2	37.2	35.9	34.8	33.5	32.7	31.4	
Sailboat	제안한 알고리즘	32.8	32.0	31.8	31.5	31.3	31.1	30.0	28.3	26.2	
	단일 트리 알고리즘	35.2	34.8	33.7	32.9	32.0	31.4	30.2	28.7	27.1	

(b)

영상		bpp									
		1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	
Lenna	제안한 알고리즘	34.1	34.1	34.0	34.0	34.0	33.9	33.6	32.6	31.2	
	단일 트리 알고리즘	39.3	38.9	38.4	37.3	36.7	35.2	34.3	32.9	31.3	
Peppers	제안한 알고리즘	33.9	33.9	33.8	33.8	33.8	33.7	33.5	32.6	31.3	
	단일 트리 알고리즘	39.1	38.9	38.3	37.4	36.1	35.2	33.9	32.8	31.5	
Sailboat	제안한 알고리즘	31.9	31.8	31.8	31.6	31.2	30.6	29.6	28.5	26.5	
	단일 트리 알고리즘	35.7	34.7	33.9	33.1	32.1	31.2	29.8	28.2	27.0	

실험 결과를 살펴보면, 제안한 알고리즘에서의 PSNR은 단일 트리 알고리즘에서보다는 약간 낮다. 이는 단일 트리 알고리즘은 모든 양자화기와 모든 기

저를 조사하여, 라그랑지 비용이 최소가 되는 최상의 양자화기와 최상의 기저를 찾기 때문이다.

트리 깊이를 3으로 하였을 때 제안한 알고리즘과 단일 트리 알고리즘으로 Lenna, Peppers, Sailboat의 복원 영상을 그림 6, 7, 8에 실제 나타냈다. 제안한 방법이 단일 트리 알고리즘에 비해 PSNR은 약간 낮지만, 그림 6, 7, 8에서 볼 수 있듯이 주관적인 화질은 나쁘지 않다. 그림 6은 Lenna, 그림 7은 Peppers, 그림 8은 Sailboat 영상이다. 그림 6, 7, 8 각 그림의 (a)는 원영상이다. (b-1), (c-1), (d-1)은 주어진 비트율이 0.2bpp, 0.5bpp 1.0bpp일 때 제안한 알고리즘에 의해, (b-2), (c-2), (d-2)는 단일 트리 알고리즘에 의해 복원된 영상이다.



(a)



(b-1)



(b-2)



(c-1)



(c-2)



(d-1)



(d-2)

그림 6. Lenna 영상  
Fig. 6. Lenna image.



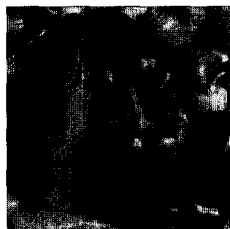
(a)



(b-1)



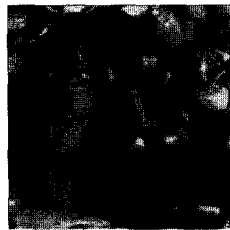
(b-2)



(c-1)



(c-2)

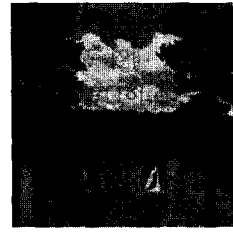


(d-1)

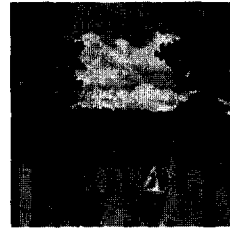


(d-2)

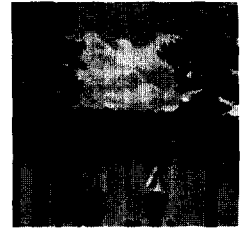
그림 7. Peppers 영상  
Fig. 7. Peppers image.



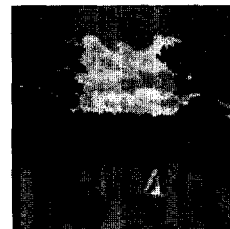
(a)



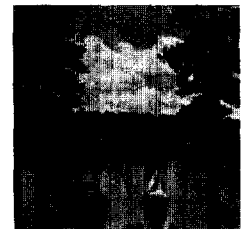
(b-1)



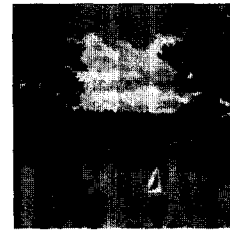
(b-2)



(c-1)



(c-2)



(d-1)



(d-2)

그림 8. Sailboat 영상  
Fig. 8. Sailboat image.

그림 9는 제안한 알고리즘을 사용하여 각 주어진 비트율에서 Lenna, Peppers, Sailboat 영상의 복원 화질인 PSNR을 도표로 나타낸 것이다.

비트 할당 식인 식 (4)를 살펴보면, 우변의 '·'의 오른쪽 인자인 로그 식은 대역의 분산값에 의해서만 계산되는 식이다. 그러므로, 트리의 깊이가 동일할 때 같은 영상에 대해서는 주어진 비트율이 증가함에 따라 각 대역에 할당되는 비트 또한 선형적으로 증가한다. 따라서, 주어진 비트율이 증가함에 따라 복원 화질이 선형적으로 향상되어야 한다. 그러나, 실험 결과 낮은

비트율에서는 복원 화질이 선형적으로 증가하지만, 높은 비트율에서는 그렇지 못하다. 이는 주어진 비트율이 증가함에 따라 분산값이 높은 대역은 할당된 비트가 증가하여도 할당된 비트가 어느 정도이상이 되면 복원 화질 향상에 거의 기여하지 않는다. 그리고, 단지 주어진 비트율이 증가함에 따라 부호화를 하지 않았던 분산값이 작은 대역들에 대한 부호화가 약간씩 이루어지기 때문이다.

트리 깊이가 3일 때보다 4일 때 주어진 비트율이 증가함에 따라 복원 화질의 향상이 더 서서히 이루어

졌다. 이것은 트리 깊이를 4로 함으로써 분산값이 큰 대역에 대해서 중점적으로 대역 분할이 이루어짐에 따라 부호화를 하지 않는 대역이 많아지고, 부호화를 하는 대역들에 대해서도 부호화할 계수의 개수도 적어지기 때문이다.

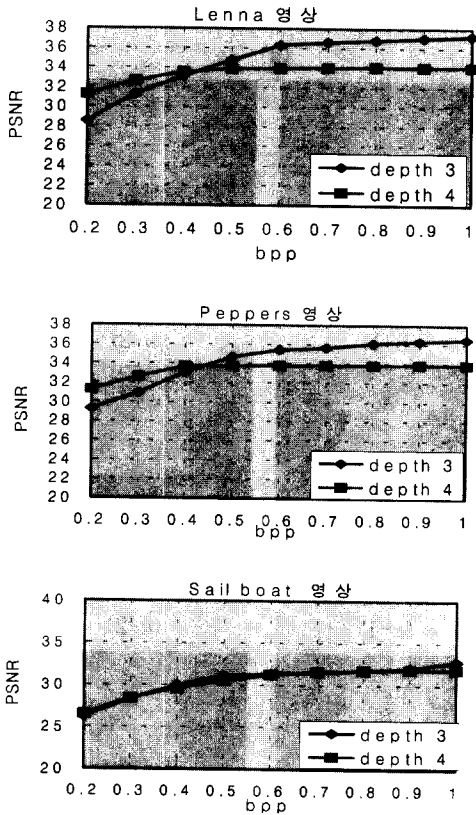


그림 9. 트리 깊이 3과 4일 때 복원 화질 비교  
Fig. 9. Reconstructed image quality comparison when the tree depth is 3 and 4.

Lenna, Peppers 영상은 저주파 대역에 에너지가 집중되어 있고, 또한 그 대역의 분산값이 가장 높다. 그러나 Sailboat 영상은 모든 대역에 에너지가 분산되어 있으며, 모든 대역의 분산값은 거의 비슷하다. 그러므로, Sailboat 영상은 Lenna영상과 Peppers 영상에 비해 복원 화질도 낮고, 주어진 비트율을 크게 하여도 복원 화질 향상도 작은 폭으로 이루어지며, 트리의 깊이를 크게 하여도 복원 화질은 별 차이가 없다.

그러므로, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 복원 화질 측면에서 저주파 대역에 에너지가 집중되어 있는 영상은 낮은 비트율에서는 트리 깊이를 4로 하여 대역을 분할하는 것이 좋다. 그러나, 높은 비트율에서는 트

리 깊이를 3으로 하여 대역을 분할하는 것이 좋다. 모든 대역에 에너지가 분산되어 있으며, 모든 대역의 분산값이 거의 비슷한 영상은 트리 깊이를 3으로 하나 4로 하나 관계없다.

그림 10은 제안한 알고리즘과 JPEG, 그리고 단일 트리 알고리즘에 의한 Lenna영상의 복원 화질 PSNR을 비교한 것이다. 제안한 알고리즘의 결과는 0.4bpp 이하에서는 트리 깊이를 4로 하였을 때, 그 이상은 트리 깊이를 3으로 하였을 때의 것이다. 그리고, 단일 트리 알고리즘의 결과는 트리 깊이를 4로 하였을 때의 것이다.

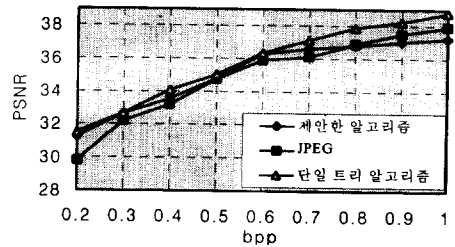


그림 10. 제안한 알고리즘과 JPEG, 단일 트리 알고리즘의 복원 화질 비교

Fig. 10. Reconstructed image quality comparison of proposed, JPEG, and single tree algorithm.

그림 10에서 알 수 있듯이 단일 트리 알고리즘에서의 PSNR이 가장 높다. 그리고, 낮은 비트율에서는 제안한 알고리즘이 JPEG보다 높으나, 0.8bpp이상의 비트율에서는 JPEG이 제안한 알고리즘보다 약간 높은 것을 알 수 있다. 이는 제안한 알고리즘은 주어진 비트율이 증가하여도 0.8bpp에서부터는 복원 화질의 향상이 작은 폭으로 이루어지기 때문이다. 이는 주어진 비트율이 증가함에 따라 분산값이 높은 대역은 할당된 비트가 증가하여도 할당된 비트가 어느 정도이상이면 복원 화질 향상에 거의 기여하지 않는다. 그리고, 단지 주어진 비트율이 증가함에 따라 부호화를 하지 않았던 분산값이 작은 대역들에 대한 부호화가 약간씩 이루어지기 때문이다. 그러므로, 이러한 점을 감안하여 향후 주어진 비트율이 어느 정도이상일 경우에는 주어진 비트율이 증가하여도, 분산값이 큰 대역에 할당되는 비트율은 증가 없이 고정시키고, 부호화가 약간씩 일어나는 분산값이 작은 대역에 많은 비트를 할당하여, 양자화 단계를 작게 하여 부호화하는 방법을 연구하여



야 할 것이다.

표 3은 단일 트리 알고리즘과 제안한 알고리즘을 사용하여 영상을 부호화했을 때의 알고리즘 실행 시간을 나타낸 것으로 단위는 초(sec)이다. 알고리즘 실행 시간은 영상을 부호화한 후 복호화하여 영상을 복원하기까지의 시간이다.

표 3. 실행 시간 비교  
Table 3. Comparison of execution time.

(a)

영상		bpp								
		1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2
Lenna	제안한 알고리즘	98	97	94	92	94	98	97	100	102
	단일 트리 알고리즘	260	261	257	255	249	252	259	262	265
Peppers	제안한 알고리즘	96	95	97	98	100	102	100	104	102
	단일 트리 알고리즘	245	242	240	247	250	242	247	245	247
Sailboat	제안한 알고리즘	98	97	100	104	102	97	99	100	102
	단일 트리 알고리즘	237	240	242	238	236	239	249	250	252

(b)

영상		bpp								
		1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2
Lenna	제안한 알고리즘	118	121	124	120	117	123	125	122	128
	단일 트리 알고리즘	341	335	342	345	341	320	327	343	350
Peppers	제안한 알고리즘	117	119	121	124	123	122	124	127	124
	단일 트리 알고리즘	325	322	326	330	331	335	338	337	340
Sailboat	제안한 알고리즘	120	122	125	124	127	124	127	125	127
	단일 트리 알고리즘	352	355	354	349	357	360	358	362	365

표 3에 나타나 있듯이 제안한 알고리즘의 실행 시간은 단일 트리 알고리즘의 실행 시간의 약 40%만큼 줄어들었다는 것을 알 수 있다. 이는 첫째, 제안한 알고리즘에서는 각 노드마다 주어진 양자화기들에 따른 R-D 곡선을 구하는 과정이 없다는 것이다. 둘째는 주어진 비트율에 도달할 때까지  $\lambda$ 를 변경하면서 모든 노드마다 라그랑지 비용이 최소가 되는 양자화기를 선별한 후 반복적으로 트리를 가지치기 하는 작업을 없었다. 대신에 노드의 분산값에 의해서 대역 분할 하는데, 변환 부호화 이득이 최대가 되거나 완전 트리가 될 때까지 대역 분할을 한다. 그리고 이렇게 분할

된 대역에 비트를 할당하고 부호화를 한다.

## VI. 결 론

단일 트리 알고리즘은 비트율-왜곡률 이론을 이용하여 양자화기와 최상의 기저를 공동으로 찾는 알고리즘으로서, 실행 시간이 많이 소요된다는 단점을 지니고 있다. 이는 곧 단일 트리 알고리즘을 실제 응용하기 위해서는 많은 시간이 소요된다는 점을 감안하여야 한다는 것입니다. 따라서, 본 논문에서는 시간적인 면을 고려한 즉, 실행 시간이 적게 소요되는 웨이브렛 패킷 알고리즘을 제안했다.

제안한 알고리즘에서는 근노드부터 시작하여 각 대역의 분산값에 의해 계산되는 변환 부호화 이득이 최대가 되거나, 완전 트리가 될 때까지 대역 분할하여 웨이브렛 트리를 구성한 후, 분할된 대역에 각 대역의 분산값에 비례하도록 비트 할당을 한다. 즉, 대역 분할과 비트 할당은 각 대역의 분산값에 의해 이루어진다. 그리고 각 대역은 할당된 비트내에서 무손실 부호화인 BPRLC와 균일 양자화를 이용하여 부호화한다.

제안한 알고리즘의 실행 시간은 단일 트리 알고리즘의 실행 시간의 약 40%만큼 줄어들었다. 이는 첫째, 제안한 알고리즘에서는 각 노드마다 주어진 양자화기들에 따른 R-D 곡선을 구하는 과정이 없다는 것이다. 둘째는 주어진 비트율에 도달할 때까지  $\lambda$ 를 변경하면서 모든 노드마다 라그랑지 비용이 최소가 되는 양자화기를 선별한 후 반복적으로 트리를 가지치기 하는 작업을 없었다. 대신에 노드의 분산값에 의해서 대역 분할하는데, 변환 부호화 이득이 최대가 되거나 완전 트리가 될 때까지 대역 분할을 한다. 그리고 이렇게 분할된 대역에 비트를 할당하고 부호화를 한다. 그러나, 제안한 알고리즘과 단일 트리 알고리즘을 비교 실험한 결과 복원 화질을 나타내는 PSNR은 제안한 알고리즘이 약간 낮게 나타났다. 이는 단일 트리 알고리즘은 모든 양자화기와 모든 기저를 조사하여, 라그랑지 비용이 최소가 되는 최상의 양자화기와 최상의 기저를 찾기 때문이다. 그러므로, 향후 제안한 알고리즘의 PSNR을 향상시키는 방법을 연구하여야 합니다.

따라서, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 빠르게 주어진 비트율에서 최소의 왜곡률을 갖도록 부호화하는데 효율적이다.

참 고 문 헌

[1] R. Coifman, Y. Meyer, S. Quake, and V. Wickerhauser, "Signal Processing and Compression with Wave Packets", *Numerical Algorithms Research Group*, New Haven, CT: Yale University, 1990.

[2] V. Wickerhauser, "Adapted Wavelet Analysis from Theory to Software", *AK Peters*, Boston, 1994.

[3] K. Ramchandran and M. Vetterli, "Best Wavelet Packet Bases in Rate-Distortion Sense", *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 2, No. 2, Apr., 1993.

[4] K. Ramchandran, M. Vetterli, and C. Herley, "Wavelets, Subband Coding, and Best Bases", *Proceedings of the IEEE*, April, 1996.

[5] Kwong H. Goh, John J. Sorghan and Tariq S. Durrani, "Multiresolution Based Algorithms for Low Bit-Rate Image Coding", *Proc. of IEEE ICIP 94*, pp. 285-289, 1994

[6] M. A. Cody, "The Wavelet Packet Transform", *Dr. Dobb's Journal*, Vol. 19, 1994.

[7] V. Wickerhauser, "Lectures On Wavelet Packet Algorithms", Nov, 1991.

[8] 김용규, 김종식, 이인진, 정현민, 박규태, "웨이브렛 패킷과 왜곡률 이론을 이용한 영상 부호화", *한국통신학회논문지*, Vol. 20, No. 4, 1995

[9] 박정호, 최재호, 곽훈성, "A Fast Algorithm for Wavelet Packet Decomposition Using Statistical Properties of Images", *IEEE APCCS*, Nov., 1996

[10] Y. Liu, "On-signal Decomposition Techniques", *Optical Engineering*, pp. 912-919, July, 1991.

저 자 소 개



鄭美淑(正會員)

1966년 11월 2일생. 1988년 2월 전북대학교 전자계산기공학과(공학사). 1992년 2월 전북대학교 전자계산기공학과(공학석사). 1992년 3월 ~ 현재 전북대학교 전자계산기공학과 박사과정. 관심분야는 영상

부호화, 웨이브렛 변환



任峰均(學生會員)

1973년 2월 28일생. 1995년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과(공학사). 1997년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과(공학석사). 1992년 3월 ~ 현재 전북대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 영상 부호화 및

영상통신, 웨이브렛 변환



朴正鎬(正會員)

1970년 1월 20일생. 1991년 8월 전북대학교 컴퓨터공학과(공학사). 1994년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과(공학석사). 1996년 2월 전북대학교 컴퓨터공학과 박사과정 수료. 1997년 4월 ~ 현재 전북대학교

전자계산소 조교. 관심분야는 영상 부호화, 웨이브렛 변환



黃丙夏(正會員)

1965년 7월 2일생. 1988년 2월 전북대학교 전자계산기공학과(공학사). 1990년 2월 전북대학교 전자공학과(공학석사). 1992년 3월 ~ 현재 전북대학교 전자계산기공학과 박사과정. 1994년 3월 ~ 현재 서

남대학교 전산정보학과 전임강사. 관심분야는 영상부호화, 웨이브렛 변환