

# 웨이브릿 영상 압축을 위한 인간 시각 가중 양자화기의 설계

正會員 엄 일 규\*, 김 재 호\*\*

## A Design of Visual Weighted Quantizer for Wavelet Image Compression

Il Kyu Eom\*, Jae Ho Kim\*\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문에서는 인간 시각적으로 추정된 양자화기를 이용한 웨이브릿 영상 압축 방법을 제안한다. 제안된 양자화기는 주파수 대역, 배경의 밝기, 및 대비도에 의해서 구성된다. 주파수에 의한 양자화 요소는 각 대역에 대하여 고정된 값으로 결정된다. 배경의 밝기에 의한 양자화 요소는 가장 낮은 주파수 대역에 있는 네 개의 웨이브릿 계수를 평균하여 계산된다. 대비도에 의한 양자화 요소는 역시 가장 낮은 주파수 대역에 있는 웨이브릿 계수의 차로 결정된다. 양자화된 웨이브릿 계수를 산술 부호화하기 위하여 산술 부호화기를 사용하였다. 가장 낮은 주파수 대역의 계수는 손실 없이 전송한다. 그러므로 복원 시 앞의 양자화 요소들을 계산하여 복원을 할 수 있다. 인간 시각 특성을 사용한 이전의 방법과 비교하여 적은 계산량으로 개선된 결과를 얻었다.

### ABSTRACT

In this paper, a wavelet image compression method using human visually estimated quantizer is proposed. The quantizer has three components. These are constructed by using effects of frequency band, background luminance, and spatial masking. The first quantization factor is a fixed constant value for each band. The second factor is calculated by averaging four wavelet coefficients in the lowest frequency band. The third factor is determined by the difference between wavelet coefficients in the lowest frequency band. Arithmetic coding is used for encoding quantized wavelet coefficients. Coefficients in the lowest band are transmitted without loss. Therefore the compressed image is decompressed by using three quantization factors which can be calculated in the receiver. Compared with previous image compression methods which adopted human visual system, the proposed method shows improved results with less computational cost.

\*밀양산업대학교 정보통신공학과

\*\*부산대학교 전자공학과 영상통신 실험실

論文番號:96302-0930

接受日字:1996年 9月 30日

## I. 서 론

웨이브릿 변환은 시간 및 주파수에 대하여 지역성을 가지는 신호로 표현할 수 있기 때문에 비정지(non-stationary) 특성을 가지는 영상을 해석하는 데 유리한 점을 가지고 있다. 웨이브릿 변환으로 분해된 영상은 인간 시각과 유사한 주파수 대역을 가지며, 점진적 전송에 적합한 성질을 지닌다. 웨이브릿 변환의 이러한 장점을 이용하여 벡터 양자화를 이용한 압축 방법<sup>[1,2]</sup>과 스칼라 양자화를 이용한 압축 방법이 있다. 특히 후자는 FBI의 지문 압축의 표준<sup>[3]</sup>으로 지정되어 있다. 1993년 Shapiro는 원하는 압축률을 정확하게 얻을 수 있고, 점진적 전송에 유리한 제로 트리 압축 방법을 제안하였다.<sup>[4]</sup> 최근 들어 상업용 웨이브릿 압축 시스템의 개발이 활발히 진행 중이다.<sup>[5]</sup>

압축된 영상의 화질은 인간의 주관적 판단으로 평가된다. 따라서 영상의 특정 정보를 제거하여 압축을 하기 위해서는 인간 시각 특성을 이용하는 것이 바람직하다. 즉, 인간 시각에 민감한 부분에 비하여 상대적으로 둔감한 부분의 영상 정보를 더 많이 제거함으로써 압축을 효율을 높일 수 있다. 최근 들어 인간 시각 특성을 여러 가지 영상 압축 방법에 적용하는 연구들이 활발히 진행되고 있다. JPEG에서 양자화 행렬을 인간 시각의 주파수 특성에 맞게 수정하는 방법들<sup>[7-9]</sup>이 발표되었으며, Watson은 주관적 실험을 통하여 주파수 대역별로 분리된 웨이브릿 계수를 양자화하는 방법을 제안하였다.<sup>[10]</sup> Lewis는 인간 시각 특성을 주파수, 배경의 밝기 및 결(texture)의 형태로 모델링하여 웨이브릿 계수를 압축하는 방법을 제안하였다.<sup>[11]</sup> 이 방법은 저주파 성분으로부터 배경의 밝기를 구하고, 저주파 및 고주파 계수를 이용하여 결의 크기를 구하여 양자화에 이용하였다.

본 논문에서는 웨이브릿 영역에서 저주파 계수만을 이용하여 인간 시각의 왜곡 특성을 모델링하고, 이를 이용하여 양자화의 크기를 결정하는 방법을 제안한다.  $2 \times 2$  구획 단위로 저주파 계수의 평균값과 차이값을 이용하여 배경의 밝기 및 대비도에 의한 양자화의 크기를 계산하였다. 주파수에 의한 양자화의 크기는 입력 영상에 관계없이 고정된 값으로 각 주파수 대역과 방향에 따라서 실험적으로 결정하였다.

영상의 각 부분에 대한 배경의 밝기 및 대비도는

각기 달리 나타난다. 그러므로 본 논문의 방법을 사용하면, 각 웨이브릿 계수는 각 영상의 부분의 특성을 고려하여 차별적으로 양자화되는 효과를 가진다. 세 가지 인간 시각 특성에 의해 양자화된 웨이브릿 계수는 각 주파수 대역의 방향에 따라 검색하여 산술 부호화를 하였다. 저주파 대역의 계수는 에너지가 가장 많이 집중되어 있으므로 손실 없이 전송하였다. 제안 방법은 저주파 대역의 계수만으로 양자화의 크기를 결정하였기 때문에 손실 없이 전송된 저주파 성분으로부터 수신 측에서 배경의 밝기와 대비도에 의한 양자화의 크기를 계산하여 압축된 영상을 복원할 수 있다.

압축 영상의 화질을 평가하는 일반적인 기준은 평균 자승 오차에 근거한 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)이다. 그러나 이 기준은 무작위적인 오차(random error)의 측정에는 적합하지만 압축 영상에 흔히 발생하는 구조적인 오차 및 상호 연관된 오차에 대해서는 좋은 기준이 되지 못한다. 그러므로 본 논문에서는 Miyahara, Kotani, Algazi 등이 제안한 PQS(Picture Quality Sacle)<sup>[12-13]</sup>을 도입하여 객관적 화질 평가의 기준으로 삼았다. 이 기준은 주관적 평가의 기준이 되는 MOS(Mean Opinion Score)와 0.92의 상관도를 나타내는 비교적 정확한 화질 판단의 기준으로 볼 수 있다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 여러 가지 흑백 영상에 대하여 압축 모의 실험을 수행하였다. 제안된 방법으로 압축된 영상은 높은 압축률에서도 비교적 좋은 화질의 영상을 얻을 수 있었다. Lewis의 방법<sup>[11]</sup>과 비교하여 적은 계산량으로 PQS 및 PSNR이 모두 높게 나타났다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 영상의 웨이브릿 분해 및 합성, 웨이브릿 계수간의 대응 관계를 설명하고, 3장에서는 인간 시각 특성을 이용하여 양자화의 크기를 결정하는 방법을 서술한다. 4장에서는 모의 실험의 결과를 검토한다. 마지막으로 5장에서 결론 및 앞으로의 할 일을 논의한다.

## II. 영상의 웨이브릿 분해 및 합성

영상에 대한 웨이브릿 변환은 그림 1과 같은 QMF(Quadrature Mirror Filter)로 구현된다.  $H_0$  및  $H_1$ 는

웨이브릿 분해를 위한 저대역 및 고대역 통과 필터이다. QMF를 통과한 영상은 그림 1(a)와 같이 저주파 성분과 방향성을 가지는 고주파 성분으로 분해된다. 이때 해상도는 반으로 줄어든다. 그림 1(a)에서 LL은 원 영상에 비하여 해상도가 떨어진 저주파 대역의 부분 영상을 나타낸다. LH, HL, HH는 각각 수평, 수직, 대각 방향의 에지 성분을 가지는 고주파 대역의 부분 영상이다. 웨이브릿 변환된 부분 영상은 해상도를 나타내는 변환 레벨,  $L(L=1, 2, 3, \dots)$ 과 방향  $O(O=LL, LH, HL, HH)$  즉,  $(L, O)$ 의 형태로 표현될 수 있다. 그림 1(b)는 분해된 영상을 합성하기 위한 필터 구조이다.  $G_0$  및  $G_1$ 은 분해된 영상을 합성하기 위한 저대역 및 고대역 통과 필터이다. 그림 1(a)와 같은 구조로 분해된 영상은 그림 1(b)의 구조로 완전하게 복구된다.

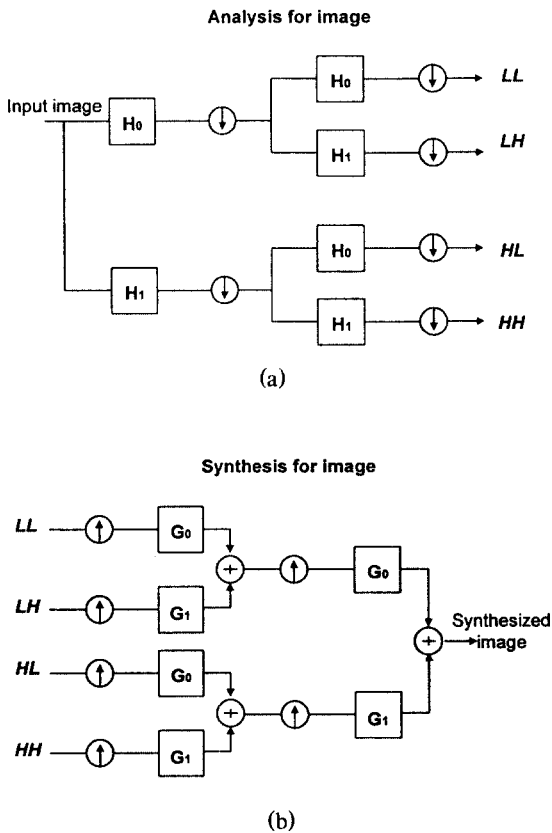


그림 1. 웨이브릿 변환 (a) 영상의 분해, (b) 영상의 합성.  
Fig. 1 The wavelet transform (a) decomposition, (b) reconstruction.

웨이브릿 변환은 영상을 주파수 및 해상도에 영상을 분해하는 특성을 가지고 있다. 그림 2는 변환 레벨 3( $L=3$ )으로 웨이브릿 분해된 영상이다. 그림 2에서 볼 수 있는 바와 같이 저주파 대역의 영상은 원 영상의 저대역 통과된 성분이므로 닳은꼴을 가지고 있다.



(a)



(b)

그림 2. (a) 원영상(Lena), (b) 웨이브릿 변환된 영상(변환 레벨 3).

Fig. 2 (a) Original Image(Lena), (b) Wavelet decomposed image(level 3)

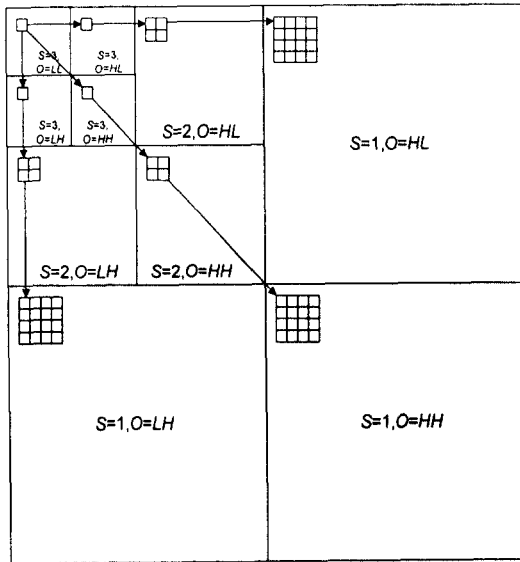


그림 3. 웨이브릿 계수의 대응 관계.  
Fig. 3 The corresponding relationship of wavelet coefficients.

고주파 대역의 영상은 에지 성분을 가지고 있으며, 저주파 성분과 마찬가지로 각 대역별로 닳은꼴을 가지고 있다. 이러한 성질을 이용하여 웨이브릿 변환 영역에서 계수를 그림 3과 같은 대응 관계로 설정할 수 있다. 즉, 그림 3에서 보면, 저주파 영역(3, LL)의 한 점은 (3, LH), (3, HL) 및 (3, HH)의 한 점으로 대응되며, (2, LH), (2, HL) 및 (2, HH)의 네 점으로 대응된다. 같은 방법으로 (1, LH), (1, HL) 및 (1, HH)의 16개의 계수와 대응관계를 가진다. 저주파 계수와 고주파 계수의 이러한 대응 관계는 영상 압축에 유용하게 사용될 수 있다.

### Ⅲ. 제안 방법-인간 시각 특성을 이용한 양자화기의 설계

영상을 압축하기 위해서는 영상 정보의 일정 부분을 제거하기 위한 양자화 과정이 필수적이다. 양자화의 크기는 인간 시각에 대하여 민감한 부분에 대하여는 작게, 둔감한 부분에 대하여는 크게 설정하는 것이 바람직하다. 영상 압축에 사용되는 인간 시각 특성은 크게 세 가지로 분류된다. 첫째, 주파수 특성으로 낮은 주파수에 비하여 높은 주파수를 가지는 영상

정보는 인간 시각에 민감한 성질을 가진다. 웨이브릿 변환은 영상을 인간 시각과 유사한 주파수 특성을 가지는 부분 영상을 분해하는 특성을 가지므로 주파수 특성을 쉽게 영상 압축에 적용할 수 있다. 둘째, 배경의 밝기에 따라서 화질의 판단이 달라진다. 즉, 중간 밝기의 배경이 밝거나 어두운 배경보다 인간 시각에 보다 민감하다. 셋째, 영상에서 대비도가 낮은 부분이 대비도가 높은 부분보다 더 민감하다(마스킹 효과). 본 논문에서는 주파수 대역, 배경의 밝기, 및 대비도에 대한 인간 시각 특성을 모델링하여 양자화의 크기를 결정하는 방법을 사용하였다.

#### 3.1 주파수 대역에 따른 양자화의 크기

높은 주파수 대역에 존재하는 양자화 오차는 낮은 주파수 대역에 존재하는 양자화 오차보다 잘 인지되지 않는다고 알려져 있다. 그러므로 높은 주파수 대역에 대하여는 양자화를 크게 하고, 낮은 주파수 대역에 대하여는 양자화의 크기를 작게 설정하는 것이 효과적이다. 일반적으로 주파수 대역에 대한 양자화의 크기는 주관적인 실험에 의하여 결정된다.<sup>[8,10,11]</sup> 본 논문에서는 입력 영상에 관계없이 각 주파수 대역에 대하여 일정한 값으로 Lewis가 사용한 실험값을 사용하였다.<sup>[11]</sup> 주파수 대역에 따른 양자화의 크기,  $Q_{rs}$ 는 다음과 같다.

$$Q_{rs}(L, O) = \begin{cases} \sqrt{2}, & \text{if } O = HH \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \times \begin{cases} 10.00, & L = 1 \\ 3.20, & L = 2 \\ 1.60, & L = 3 \\ 1.00, & L = 4 \end{cases} \quad (1)$$

일반적으로 인간은 수평, 수직 성분보다 대각 성분에 둔감하다고 알려져 있다. 그러므로 식 (1)에서 볼 수 있는 바와 같이 대각 성분의 에지를 가지는 HH 부분 영상에 대하여는 수평, 수직 방향보다 오차에 둔감하기 때문에  $\sqrt{2}$ 의 가중치를 두었다.

#### 3.2 배경의 밝기에 따른 양자화의 크기

본 논문에서는 배경의 밝기를 구하기 위하여 LL 대역의 네 개의 계수를 이용한다. 그림 3에서 보는 바와 같이 LH, HL, HH 대역의 각 웨이브릿 계수들은 (흰 사각형) LL 대역의 계수(검은 사각형)에 대응된

다. 각 LH, HL, HH 대역의 계수에 대한 배경의 밝기는 LL 대역의 대응하는 계수 및 이웃하는 세 개의 웨이브릿 계수의 평균으로 계산될 수 있다. 이와 같이 하여 배경의 밝기,  $BL(L, O, x, y)$ 은 인접하는 네 개의 웨이브릿 계수를 이용하여 다음과 같이 결정한다. 즉,

$$BL(L, O, x, y) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 W(L_{max}, LL, \frac{x}{2^{L_{max}-L}} + i, \frac{y}{2^{L_{max}-L}} + j) \quad (2)$$

식 (2)에서  $W(L, O, x, y)$ 는 웨이브릿 레벨  $L$ 에서 방향성  $O$ 를 가지는  $(x, y)$  위치의 웨이브릿 계수를 나타낸다.

인간 시각은 주위 배경이 아주 밝거나 어두울 경우에는 오차 인지도가 떨어지고, 중간 밝기일 경우에 오차 인지도가 가장 높다고 알려져 있다. 배경의 밝기에 따른 오차 인지도는 주관적인 실험에 의해서 단조성을 비선형 함수로 표현될 수 있다.<sup>[6]</sup> 본 논문에서는 비선형의 오차 인지도를 구분적인 선형함수로 모델링하여 사용하였다. 배경의 밝기에 따른 양자화의 크기,  $Q_{BL}(L, O, x, y)$ 은 배경의 밝기가 중간 값을 가질 경우 가장 작게, 밝거나 어두운 정도가 많아질수록 커지도록 다음과 같이 결정한다. 즉,

$$Q_{BL}(L, O, x, y) = \begin{cases} Q_{min} + \frac{Q_{max} - Q_{min}}{127 - \bar{G}} |127 - BL(L, O, x, y)|, & G_1 < BL(L, O, x, y) \leq 127 \\ Q_{min} + \frac{Q_{max} - Q_{min}}{G_2 - 127} |127 - BL(L, O, x, y)|, & 127 < BL(L, O, x, y) < G_2 \\ Q_{max}, & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

여기서  $Q_{min}$  및  $Q_{max}$ 는 최소 양자화 및 최대 양자화 크기를 나타낸다. 본 논문에서는  $Q_{max} = 3$ ,  $Q_{min} = 2$ 로 결정하였다. 이 값은 실험적으로 결정된 값이다.  $G_1$ ,  $G_2$ 는 최대 양자화 크기를 가지고 있는 평균 밝기 값의 문턱값이다. 일반적으로  $G_1 = 0$ ,  $G_2 = 255$ 의 값을 가질 수 있다. 그러나 인간 시각은 아주 어둡거나 아

주 밝은 부분에서 포화되는 특징을 가지기 때문에 로그 함수의 형태로 필터링된다고 보고 있다. 본 논문에서는 계산의 복잡성을 피하기 위하여 256 계조의 10%에 해당하는 부분은 동일한 밝기를 가진다고 생각하여  $G_1 = 25$ ,  $G_2 = 230$ 으로 결정하였다. 식 (3)에서 알 수 있는 바와 같이 평균 밝기  $BL(L, O, x, y)$ 이 127이면 중간 값을 가지므로 양자화의 효과가 최소화된다. 반면에  $BL(L, O, x, y)$ 이 0 또는 255의 값을 가지면, 양자화의 크기가 최대가 된다. 그림 4(a)는 배경의 밝기에 따른 양자화의 크기를 나타내고 있다.

### 3.3 대비도에 의한 양자화 크기

밝기의 변화, 즉 대비도,  $MS(L, O, x, y)$ 는 배경의 밝기를 구할 때와 마찬가지로 그림 3에서 보는 바와 같이 LL 대역의 네 계수를 이용하여 결정한다. LH, HL, HH 대역의 각 계수에 대한 대비도는 LL 대역의 대응 계수와 이웃하는 세 개의 계수의 차이를 이용하여 다음과 같이 결정된다. 즉,

$$MS(L, O, x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 |W(L_{max}, LL, \frac{x}{2^{L_{max}-L}} + i, \frac{y}{2^{L_{max}-L}} + j) - W(L_{max}, LL, \frac{x}{2^{L_{max}-L}} + i, \frac{y}{2^{L_{max}-L}} + j)| \quad (4)$$

인간 시각은 밝기의 변화가 큰 영역에서는 둔감하고 밝기의 변화가 작은 곳에서는 민감하다. 이러한 대비도에 따른 오차 인지도는 일반적으로 구분적인 비선형 함수<sup>[7]</sup> 또는 구분적인 선형 함수<sup>[8]</sup>로 모델링된다. 본 논문에서는 선형 함수를 사용하여 식 (4)에 의해서 계산된 대비도에 의한 양자화의 크기,  $Q_{MS}(L, O, x, y)$ 를 결정하는 데 사용된다. 즉,

$$Q_{MS}(L, O, x, y) = \begin{cases} Q_{min} & \text{if } MS(L, O, x, y) < G_3 \\ Q_{max} & \text{if } MS(L, O, x, y) > G_4 \\ Q_{min} + \frac{Q_{max} - Q_{min}}{G_4 - G_3} (MS(L, O, x, y) - G_3) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서  $G_3$  및  $G_4$ 는 최소 및 최대 양자화의 크기를 나타내는 밝기의 변화에 대한 문턱값이다.  $G_3$  및  $G_4$ 도

$G_1$  및  $G_2$ 를 결정할 때와 마찬가지로 이유로  $G_3=25$ ,  $G_4=230$ 로 결정하였다. 식 (5)에 알 수 있듯이 대비도가 크면 양자화의 크기가 커지고, 대비도가 작을수록 양자화의 효과가 줄어들는다. 그림 4(b)는 대비도에 의한 양자화의 크기를 나타낸다.

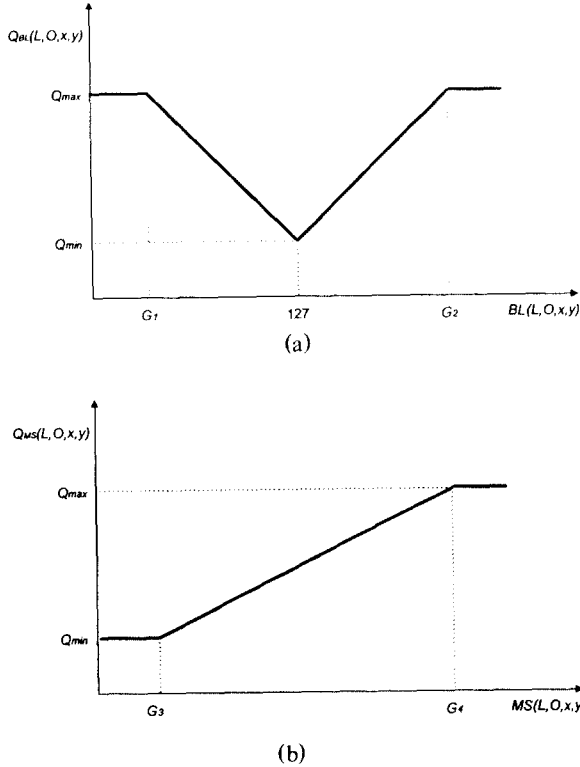


그림 4. (a) 배경의 밝기에 의한 양자화의 크기 (b) 대비도에 의한 양자화의 크기.

Fig. 4 (a) Quantization step size by (a) background luminance, (b) contrast.

### 3.4 웨이브릿 계수의 양자화/역양자화 및 산술 부호화/복호화

주파수 대역, 배경의 밝기 및 대비도에 의해 결정된 양자화의 크기를 조합하여 웨이브릿 계수에 대한 양자화의 크기,  $Q(L, O, x, y)$ 를 결정한다. 즉,

$$Q(L, O, x, y) = k \times Q_{FS}(L, O) \times Q_{BL}(L, O, x, y) \times Q_{MS}(L, O, x, y) \quad (6)$$

식 (6)에서  $k$ 는 압축률을 조절하는 요소이다. 웨이브릿 계수  $W(L, O, x, y)$ 는 식 (6)의  $Q(L, O, x, y)$ 로 나누어진 후 가장 가까운 정수로 변환된 후 산술 부호화된다.

웨이브릿 계수는 각 영역 별로 수평, 수직 및 대각 방향의 에지 성분을 가지고 있다. 이러한 특성을 이용하여 본 논문에서는 양자화된 웨이브릿 계수를 그림 5와 같은 방향으로 검색하여 산술 부호화하였다. 이 방법은 방향성을 고려하지 않은 산술 부호화에 비하여 5~15% 정도의 압축률 상승을 가져옴을 확인하였다. 저주파 대역의 계수는 영상중에서 가장 중요한 정보를 포함하고 있기 때문에 손실 없이 전송한다.

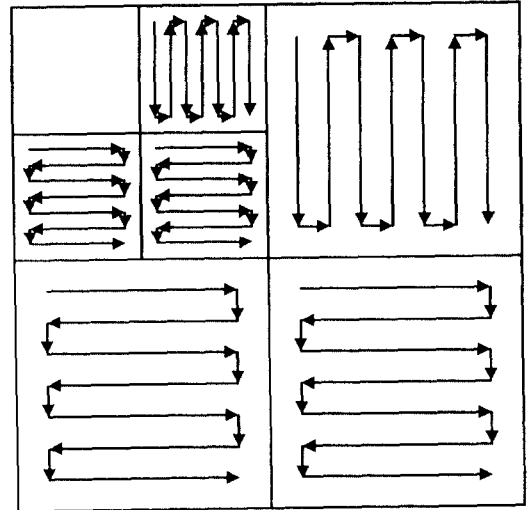


그림 5. 산술 부호화의 검색 방법.

Fig. 5 The scanning method of arithmetic coding.

압축된 영상을 복원은 산술 복호화, 역양자화, 그리고 웨이브릿 역변환으로 진행된다. 본 논문의 방법은 저주파 대역의 계수만으로 양자화의 크기를 결정하였다. 그러므로 손실 없이 전송된 저주파 대역의 웨이브릿 계수로 식 (2)~(5)을 사용하여 양자화의 크기를 계산하고, 이 양자화의 크기로 역양자화를 수행할 수 있다. 제안 방법은 추가적인 정보 없이 영상의 각 화소에 대하여 각각 다른 크기의 양자화를 적응적으로 할 수 있는 장점이 있다. 그림 6은 제안된 압축 및 복원 구조이다.

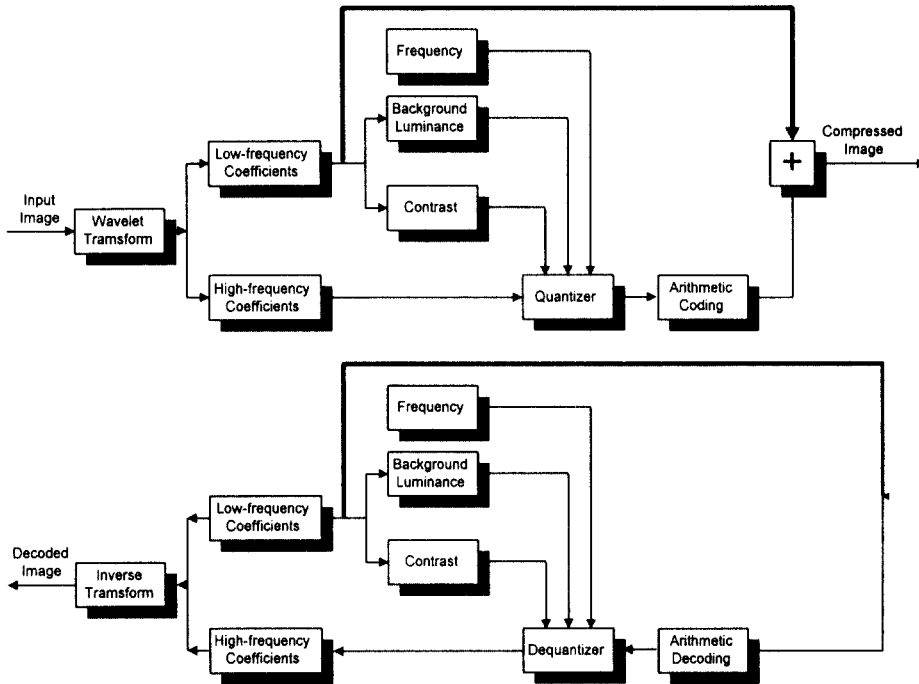


그림 6. 제안된 영상 압축/복원 구조.  
Fig. 6 The proposed compression/decompression structure.

#### IV. 모의 실험 및 결과

##### 4.1 PQS(Picture Quality Scale)

인간 시각 특성을 이용하여 압축 영상의 화질을 측정하기 위하여 일반적으로 주관적 방법이 사용된다. 이 방법은 측정이 용이하지가 않고, 측정 환경의 의존도가 높기 때문에 실험 결과의 편차가 크게 나타난다. 그러므로 인간 시각 특성을 반영한 객관적 화질 측정 방법이 바람직하다고 볼 수 있다. PQS는 이러한 조건을 충족하기 위하여 제안된 방법이다.<sup>[12-13]</sup> PQS는 다음과 같은 다섯 가지의 요소( $F_1 \sim F_5$ )로 객관적 화질의 측정에 사용하고 있다.

$F_1$ 은 원 영상과 압축 영상의 차이를 나타내는 데, 이 차이는 주파수에 대한 가중치가 주어져 있다.  $F_2$ 는  $F_1$ 과 마찬가지로 인간 시각 체계의 주파수 특성을 반영하고 있는 데, 대비 민감도에 효과가 반영되어 있다.  $F_3$ 는 영상을 일정으로 구획으로 분할하였을 때, 구획의 경계에 대한 오차의 효과를 반영하고 있다.  $F_4$

는 무작위적인 오차보다 연관성을 가지는 오차를 측정하기 위하여 도입되었으며,  $F_5$ 는 대비도가 높은 영역의 근처에서 발생하는 오차를 반영하는 요소이다. 이와 같이 다섯 가지의 요소를 구하고 이것을 주관적으로 측정한 MOS에 근접시키기 위하여 선형 회귀 방법을 사용하여 다음과 같이 PQS를 결정하였다.

표 1. MOS(Mean Opinion Score).  
Table 1. MOS(Mean Opinion Score).

| Scale | Impairment                    |
|-------|-------------------------------|
| 5     | Imperceptible                 |
| 4     | Perceptible, but not annoying |
| 3     | Slightly annoying             |
| 2     | Annoying                      |
| 1     | Very annoying                 |

$$PQS = 5.797 + 0.035F_1 + 0.044F_2 + 0.01F_3 - 0.132F_4 - 0.135F_5 \quad (7)$$

PQS는 표 1에 나타난 MOS와 상관도가 0.92가 되기 때문에 비교적 신뢰성이 있는 화질 측정 방법으로 볼 수 있다. 그러나 PQS는 압축률이 비교적 높은 영상에 대해서는 신뢰도가 떨어진다고 알려져 있다.<sup>[13]</sup>

4.2 모의 실험 결과

제안된 압축 방법을 이용하여 영상 압축의 표준 영상으로 이용되는 네 가지의 512×512 흑백 영상("Lena", "Barbara", "Pepper", "Boat")에 대하여 모의 실험을 하였다. 웨이브릿 계수는 길이가 6인 Daubechies 직교 웨이브릿 필터를 사용하여<sup>[14]</sup> 네 번의 웨이브릿 변환을 수행하였다.

Lewis의 방법은 인간 시각 웨이브릿 변환과 인간 시각 특성을 고려한 영상 압축 방법이다. PQS를 이용한 영상의 화질 측정 실험에서 인간 시각 체계의 특성을 이용한 Lewis의 방법이 제로 트리 압축 방법보다 성능이 우수한 것으로 보고되었다.<sup>[12]</sup> 이 방법은 본 논문에서 제안된 방법에 비하여 계산량이 많다. 표 2는 N×N 영상을 네 번 웨이브릿 변환하였을 경우의 계산량을 비교한 것이다. 배경의 밝기에 대한 계산량은 동일하므로 제안 방법의 MS(L, O, x, y)와 Lewis 방법의 결과에 대한 효과를 비교하였다. 표 2에서 알 수 있는 것처럼 제안 방법은 Lewis의 방법에 비하여 PSNR이 높게 나타남에도 불구하고 적은 계산량으로 구현될 수 있다.

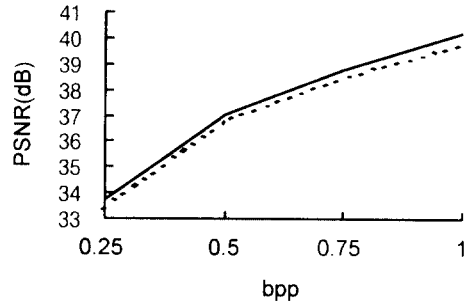
제안된 방법을 같은 압축률에서 Lewis의 방법과 비교하기 위해서 네 가지의 영상에 대하여 PSNR 및

표 2. 제안 방법과 Lewis 방법의 계산량 비교(MS(L, O, x, y)와 결).

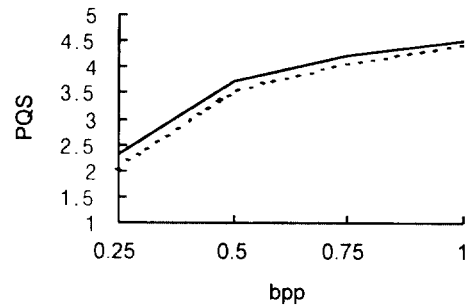
Table 2. Comparison of the computational cost between Lewis' method and the proposed method(MS(L, O, x, y) and texture).

| Method                   | 계산량  |
|--------------------------|--|
| Lewis(texture)           | +/- : $10(N/16)^2 + 6N^2$<br>× : $6(N/16)^2 + 10N^2$ |
| Proposed( MS(L, O, x, y) | +/- : $3(N/16)^2$<br>× : $(N/16)^2$                  |

PQS를 측정하였다. 그림 7~12는 각각 "Lena", "Barbara", "Pepper", "Boat" 영상을 압축한 결과를 나타내고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 제안 방법이 Lewis의 방법보다 PQS가 거의 높게 나타남을 알 수 있다. 또한 무작위 오차의 특성을 반영하는 PSNR도 높게 나타남을 알 수 있다.



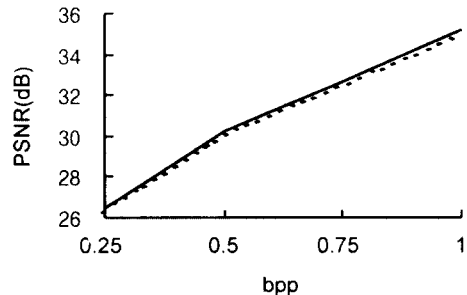
(a) PSNR



(b) PQS

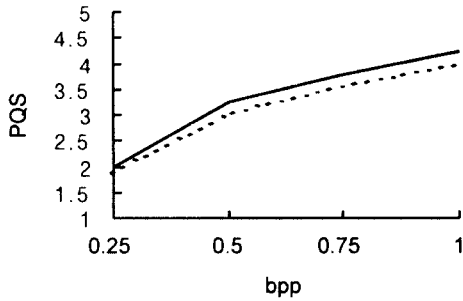
그림 7. "Lena" 영상의 압축 결과 (a) PSNR, (b) PQS(실선 : 제안 방법, 점선 : Lewis 방법)

Fig. 7 Image compression results for "Lena" (a) PSNR, (b) PQS(solid line : proposed method, dashed line : Lewis' method)

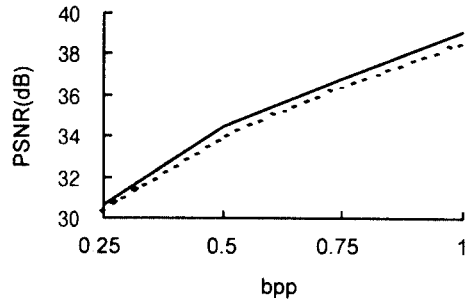


(a) PSNR





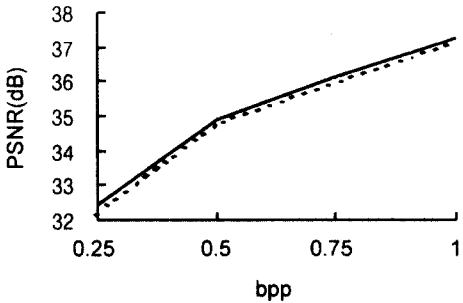
(b) PQS



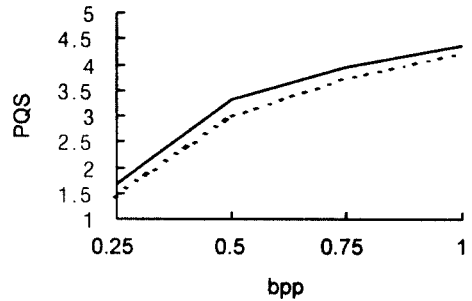
(a) PSNR

그림 8. "Barbara" 영상의 압축 결과(a) PSNR, (b) PQS(실선: 제안 방법, 점선: Lewis 방법)

Fig. 8 Image compression results for "Barbara" (a) PSNR, (b) PQS(solid line: proposed method, dashed line: Lewis' method)



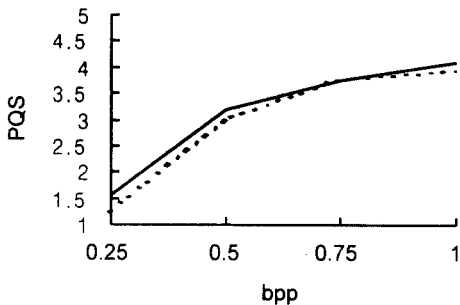
(a) PSNR



(b) PQS

그림 10. "Boat" 영상의 압축 결과(a) PSNR, (b) PQS(실선: 제안 방법, 점선: Lewis 방법)

Fig. 10 Image compression results for "Boat" (a) PSNR, (b) PQS(solid line: proposed method, dashed line: Lewis' method)



(b) PQS

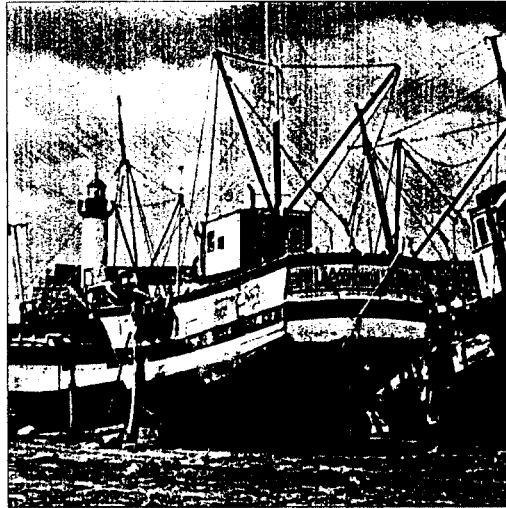
그림 9. "Pepper" 영상의 압축 결과(a) PSNR, (b) PQS(실선: 제안 방법, 점선: Lewis 방법)

Fig. 9 Image compression results for "Pepper" (a) PSNR, (b) PQS(solid line: proposed method, dashed line: Lewis' method)

그림 11은 "Boat" 영상에 대하여 0.4 bpp에서 제안 방법과 Lewis의 방법을 비교한 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이 제안 방법으로 압축한 영상의 화질이 우수함을 알 수 있다. 이것은 PQS의 차이에 반영되어 있다. 특히 배 위의 줄과 같이 미세한 에지 부분을 보다 세밀히 표현하는 것을 알 수 있다. 그림 12는 빗살 무늬를 가지고 있는 "Test" 영상에 대한 압축 결과이다. "Boat"와 마찬가지로 제안 방법이 에지 부분을 훨씬 더 잘 보존함을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영역의 저주파 계수만을 이용하여 인간 시각 특성을 모델링하고, 이를



(a)



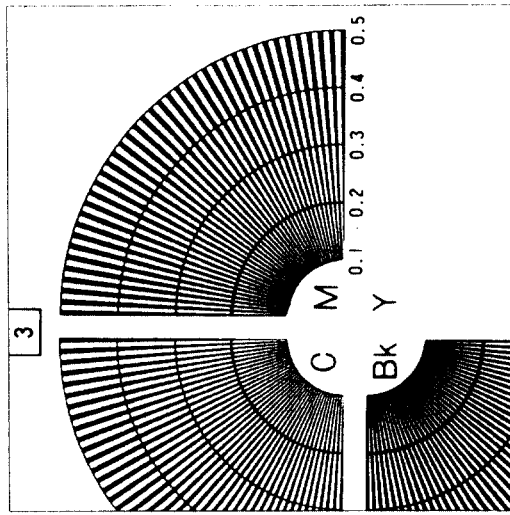
(b)



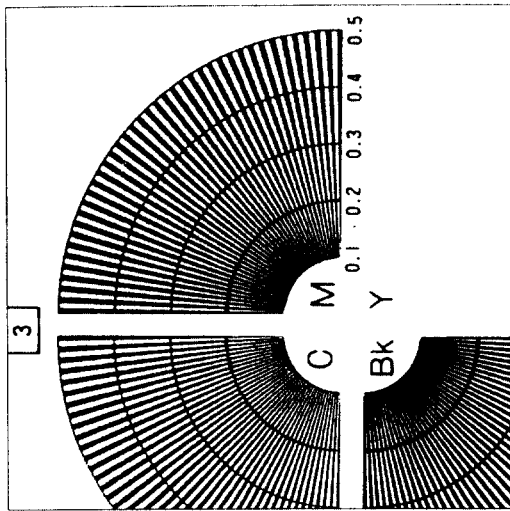
(c)

그림 11. 0.4 bpp에서 제안 방법과 Lewis 방법의 비교. (a) 원영상, (b) 제안 방법(33.18 dB,  $PQS = 2.863$ ), (c) Lewis 방법(32.67 dB,  $PQS = 2.521$ )

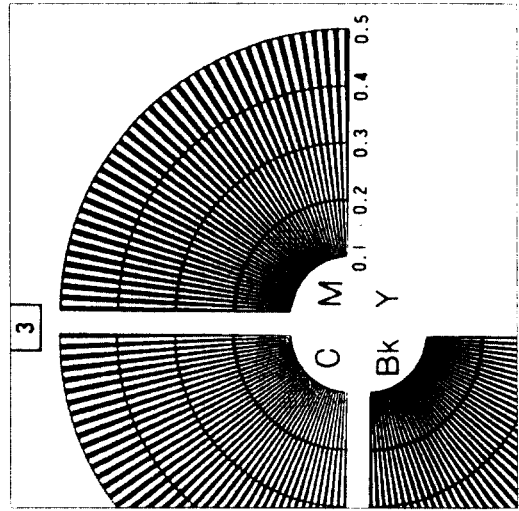
Fig. 11 The comparison with the proposed method and Lewis' method at 0.4 bpp (a) original image (b) proposed method(33.18 dB,  $PQS = 2.863$ ), (c) Lewis' method (32.67 dB,  $PQS = 2.521$ ).



(a)



(b)



(c)

그림 12. 0.6 bpp에서 제안 방법과 Lewis 방법의 비교. (a) 원영상, (b) 제안 방법(30.39 dB,  $PQS = 4.162$ ), (c) Lewis 방법(30.38 dB,  $PQS = 4.139$ )

Fig. 12 The comparison with the proposed method and Lewis' method at 0.6 bpp (a) original image (b) proposed method(30.39 dB,  $PQS = 4.162$ ), (c) Lewis' method (30.38 dB,  $PQS = 4.139$ ).

영상 압축에 적용하는 방법을 제안하였다. 즉, 저주파 계수의 평균 및 차이를 이용하여 배경의 밝기 및 대비도를 계산하여 양자화의 크기를 구하는 데 사용하였다. 주파수 대역에 의한 양자화의 크기는 각 주파수 대역마다 고정된 값을 설정하였다. 양자화된 계수는 에지 방향으로 산술 부호화하였다. 저주파 대역의 계수는 손실 없이 전송하여 영상을 복원할 경우 배경의 밝기와 대비도에 의한 양자화의 크기를 계산할 수 있도록 하였다. 제안 방법을 512×512 흑백 영상에 적용하여 비교적 높은 압축률에서도 화질의 열화가 적은 결과를 얻었다. Lewis의 방법과 비교하여 적은 계산량으로 높은 PQS 및 PSNR을 얻을 수 있었다. 칼라 성분에 대한 인간 시각 특성을 적절히 모델링하여 칼라 영상에 적용하는 것이 앞으로의 과제이다.

감사의 글

본 논문은 부산대학교 정보통신연구소를 통하여 수행한 과제입니다. 부산대학교 정보통신연구소 관계자들에게 감사드립니다.

참 고 문 헌

1. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 1, no. 2, pp. 205-220, April, 1992.
2. X. Wang and S. Panchanathan, "Wavelet Transform Coding Using NIVQ," SPIE vol. 2094, pp. 1347-1356, 1993.
3. J. N. Bradley, C. M. Brislawn, and T. Hopper, "The FBI Wavelet/Scalar Quantization Standard for Grayscale Fingerprint Image Compression," Proc. of SPIE, Visual Info. II, pp. 293-304, 1992.
4. J. M. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 41, no. 12, pp. 3445-3462, 1993.
5. L. J. Nelson, "Wavelet-Based Image Compression: Commercializing the Capabilities," Advanced Imaging, pp. 16-18, 1996.
6. N. Jayant, J. Johnston, and R. Safranek, "Percep-

- tual Coding of Images," SPIE vol. 1913, pp. 168-178, 1993.
7. R. J. Safranek, "A Comparison of the Coding Efficiency of Perceptual Models," SPIE vol. 2411, pp. 83-91, 1995.
8. H. A. Peterson, "An Improved Detection Model for DCT Coefficient Quantization," SPIE vol. 1913, pp. 191-201, 1993.
9. A. B. Watson, "DCT Quantization Matrices Visually Optimized for Individual Images," SPIE vol. 1913, pp. 202-216, 1993.
10. A. B. Watson, G. Y. Yang, J. A. Solomon and J. Villasenor, "Visual Thresholds for Wavelet Quantization Error," SPIE vol. 2657, 1996.
11. 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.
12. J. Lu, V. R. Algazi, and R. R. Estes, "Comparison of Wavelet Image Coders Using the Picture Quality Scale(PQS)," SPIE vol. 2491, pp. 1119-1130, 1995.
13. M. Miyajara, K. Kotani, and V. R. Algazi, "Objective Picture Quality Scale(PQS) for Image Coding," Submitted to IEEE Transaction on Communications.
14. I. Daubechies, "Orthogonal Bases for Compactly Supported Wavelets," Comm. Pure App. Math., vol. 41, pp. 909-996, 1988.



엄 일 규(Il Kyu Eom) 정회원  
1966년 10월 16일생  
1990년 2월 : 부산대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)  
1992년 8월 : 부산대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1995년 2월 : 부산대학교 일반대학원 전자공학과 박사 수료  
1997년 3월~현재 : 밀양산업대학교 정보통신공학과 전임강사

※주관심분야: 영상신호처리, 영상 압축, 웨이브릿 변환 신호처리

김 재 호(Jae Ho Kim)

정희원

21권 제7호 참조