
대역 적응 양자화와 중요 클러스터 추출을 이용한 웨이브릿 영상 부호화

류권열*

The wavelet Image Coding Using Band Adaptive Quantization and the Significant Cluster Extraction

Kwon-yeol Ryu*

요 약

본 논문에서는 대역 적응 양자화와 중요 클러스터 추출을 이용한 웨이브릿 영상 부호화 방법을 제안한다. 제안한 방법은 모폴로지를 이용하여 형태소보다 적은 클러스터를 제거함으로써 기존의 MRWD 부호화에서 생성되는 불필요한 부가정보를 감소시킨다. 그리고 대역 적응 양자화를 이용하여 양자화 과정에 소요되는 계산량을 감소시킴으로써 고속 부호화를 가능하게 한다. 실험결과 제안한 방법은 양자화 계산량이 비트율에 따라 20%~33.3% 감소함을 알 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, I propose the wavelet image coding method using band adaptive quantization and the significant cluster extraction. The proposed method can reduce to unnecessary additional seed data which create on conventional MRWD coding, because it eliminate cluster which smaller than structuring element by using morphology. And it make fast coding possible, because it is reduced to computational complexity by using band adaptive quantization. Consequently, the proposed method reduces computational complexity with 20%~33.3% according to bit rate in quantization process.

키워드

Wavelet, Morphology, Quantization, Cluster

I. 서 론

영상정보는 많은 데이터 량을 가지기 때문에 제한된 대역폭에서 실시간으로 전송하기 위해서는 효과적인 압축이 필수적이다. 영상신호 변환 방법 중에서 선형변환은 신호의 상관성을 제거하고 에너지를 집중시키는 성질을 가지고 있으므로 다양한 영상압축 방법에

사용되고 있다. 그 중에서 DCT(discrete cosine transform)는 정지영상 압축방법의 표준인 JPEG(joint photographic experts group)과 동영상 압축방법의 표준인 MPEG(moving picture experts group) 등에 이용되고 있으나, 블록 분할에 의한 블록 상관도가 손실되어 블록킹 현상이 발생하는 단점이 있다.

최근에는 블록 제한이 없고 계산량이 적은 웨이브

릿 변환을 이용한 영상압축에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[1-2]. Shapiro[3]는 웨이브릿 변환에 따른 대역간 상관관계를 이용하여 낮은 비트율에서 높은 비트율에 이르기까지 우수한 압축 성능을 보이는 EZW(embedded zerotree wavelet)를 이용한 영상 부호화 방법을 제안하였다. 이 방법은 영상을 점진적으로 전송할 수 있고, 부호화 및 복호화가 원하는 시점에 정지 가능하므로 비트율 왜곡(rate distortion)을 맞출 수 있는 특징이 있다. 그러나 부가정보를 나타내기 위한 데이터의 양이 많은 단점이 있다.

Xiong[4]은 주어진 비트율 왜곡에서 최적의 성능을 얻을 수 있는 SFQ(space frequency quantization)를 제안하였다. 그러나 이 방법은 목표 비트율에서 최적의 성능을 얻기 위해 많은 계산량이 요구되므로 부호화 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

Servetto[5]는 웨이브릿 변환 영상에서 유효계수들을 효율적으로 지정하는 방법으로 MRWD(morphological representation of wavelet data)를 제안하였다. 그러나 이 방법은 양자화 시 전체 대역의 최대 절대값을 기준으로 임계값을 설정하므로 고주파 대역에서 무효계수만 발생하는 문제점이 있다.

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영상에서 대역 적응 양자화 및 중요 클러스터 추출을 이용한 고속 영상 부호화 방법을 제안한다. 제안한 방법은 9/7 쌍직교 웨이브릿 필터를 사용하여 영상을 저주파 대역과 고주파 대역으로 분해한다[6]. 저주파 대역에서는 저주파 대역의 최대값을 기준으로 양자화를 적용한 후, DPCM(differential pulse code modulation)과 모폴로지를 적용하여 유효계수를 추출함으로써 데이터 량을 감소시킨다. 그리고 고주파 대역은 고주파 대역의 최대 절대값을 기준으로 양자화한 후 양자화된 계수들에 모폴로지를 적용하여 형태소 보다 적은 클러스터를 제거함으로써 중요 클러스터를 추출하여 부호화 한다.

따라서 제안한 방법은 양자화 과정에서 비교연산에 소요되는 계산량을 감소시킴으로써 고속 부호화를 가능하게 하고, 양자화된 유효계수에서 중요 클러스터를 우선적으로 부호화함으로써 주관적인 화질을 개선한다.

본 논문의 구성은 2장 및 3장에서 영상에 대한 웨이브릿 변환 및 모폴로지에 대한 이론적 배경을 기술하고, 4장에서 제안한 웨이브릿 변환 영상 부호화 방법에 대해 기술하며, 5장 및 6장에서 제안한 방법에

대한 실험결과 및 결론을 나타낸다.

II. 웨이브릿 변환 계수의 특성

웨이브릿 변환은 기저 함수(mother wavelet) $\psi(x)$ 를 천이 및 확대, 축소시킴으로써 얻어지는 함수들의 집합을 의미한다. 임의의 신호 $f(x)$ 가 기저함수 $\psi(x)$ 에 의한 웨이브릿 변환은 식 (1)과 같다.

$$(W_{\psi}f)(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx \quad (1)$$

여기서 ψ 는 기저함수, a 는 스케일링 계수, b 는 천이계수, $a, b \in \mathbf{R}$, $a \neq 0$ 이며, \mathbf{R} 이 실수일 때 연속 웨이브릿 변환이라 한다. $m, n \in \mathbf{Z}$, $a > 1$, $b_0 > 0$ 의 조건을 만족하는 스케일링 계수 $a = a_0^m$ 이고, 천이계수 $b = nb_0 a_0^m$ 이며, Z 가 정수이면 이산 웨이브릿 변환이라 한다. 특히 a_0 는 2이고 b_0 가 1일 때 정규직교 기저를 만들 수 있다. a 가 작다면 시간 축 상에서 좁은 영역에 놓이게 되고 주파수 축에서는 넓은 영역을 차지하게 된다. 따라서 ψ 를 고주파 대역에서는 세밀한 해상도를 가지게 하고 저주파 대역에서는 상대적으로 낮은 해상도를 가지게 함으로써 연속된 주파수 성분에서 잡자기 발생하는 고주파 성분 처리에 좋은 특성을 갖는다.

영상에 웨이브릿 변환을 적용하면 영상의 중요한 정보를 포함하는 저주파 대역과 에지성분을 갖는 고주파 대역으로 분할되고, 고주파 대역은 수직성분, 수평성분, 대각성분으로 구분된다. 웨이브릿 변환의 분해과정은 그림 1(a)에 나타나는 바와 같이 영상 $f(x, y)$ 에 저주파 분해필터인 H_0 와 고주파 분해필터인 H_1 을 수평방향으로 적용하여 저주파 성분인 $f_L(x, y)$ 와 고주파 성분인 $f_H(x, y)$ 로 분할한다. 그리고 다운샘플링(down sampling)을 수행한 후 수직방향으로 저주파 및 고주파 분해필터와 다운샘플링을 적용하여 저주파 성분인 $f_{LL}(x, y)$, 수평성분이 강조된 $f_{HL}(x, y)$, 수직성분이 강조된 $f_{LH}(x, y)$ 및 대각성분이 강조된 $f_{HH}(x, y)$ 의 부대역으로 분할한다. 웨이브릿 변환의 합성과정은 그림 1(b)와 같이 분해영상에 업샘플링(up sampling)을

수행한 후, 저주파 합성필터인 G_0 와 고주파 합성필터인 G_1 을 적용하여 원영상을 복원한다.

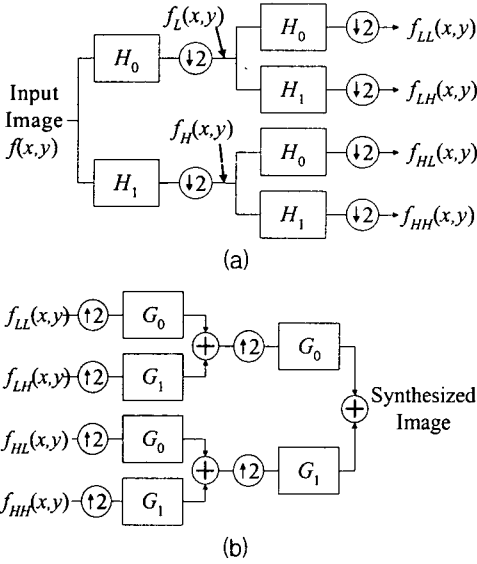


그림 1. 웨이브릿 변환 (a)분해 (b)합성
Fig. 1 Wavelet transform (a)decomposition (b)reconstruction.

웨이브릿 변환영상의 계수는 계수들 간의 지역적인 특성과 부대역간의 상호 의존적 특성을 갖는다. 계수들 간의 지역적인 특성은 중요한 정보를 갖는 유효계수는 다른 유효계수들과 공간적으로 인접한 위치에 존재 할 확률이 높다는 것을 의미한다. 즉, 고주파 대역에서 유효계수들은 원 영상의 에지 부근에 집중적으로 분포하는 특성이 있다. 또한 계수값이 작은 무효계수의 경우도 이와 같은 통계적 특성을 갖는다. 그림 2에 나타난 바와 같이 부대역간 의존 특성은 상위 레벨 대역의 계수값이 크면 하위 레벨 대역의 상대적 위치의 계수값도 크게 나타날 확률이 높다는 것을 의미한다. 이러한 웨이브릿 변환 영상의 특성을 이용하여 주어진 임계값에 대해 부모(parent)가 유효계수라면 자손(descendant) 역시 유효계수로 예측하고 그렇지 않을 경우에는 무효계수로 예측한다. 따라서 부모대역에서의 무효계수의 존재는 모든 자손대역 안에서의 무효계수의 존재를 예측할 수 있다.

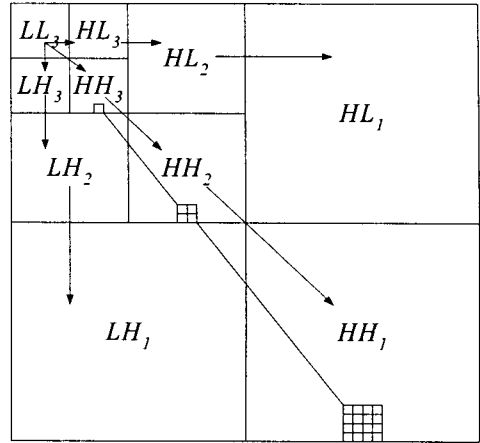


그림 2. 웨이브릿 계수의 특성
Fig. 2 The characteristic of wavelet coefficients.

III. 모폴로지

인간의 시각은 물체를 기하학적으로 인식하기 때문에 영상 신호처리에서는 물체의 대수적 구조보다 기하학적 구조를 강조하는 표현이 필요하다. 모폴로지는 영상의 기하학적 표현을 제공해 주는 도구로서 사용되고 있다[7,8]. 영상처리에 사용되는 선형필터는 윤곽선이 선명하게 못하고 임펄스성 잡음을 효과적으로 제거하지 못한다. 반면에 비선형 필터인 모폴로지는 윤곽선을 잘 보존하고 잡음을 제거하는 특성을 나타낸다. 따라서 모폴로지 연산은 영상을 단순하게 하며, 필요한 영상의 형태를 보존하고, 불필요한 요소를 제거한다.

이진 또는 그레이 스케일 영상인 집합 S 와 형태소(structuring element) B 의 확장연산(dilation)인 $S \oplus B$ 는 식 (2)와 같다.

$$S \oplus B = \{c \in E^2 : c = a + b, \text{ for some } a \in S, b \in B\}$$

$$= \left\{ \bigcup_{a \in S} B_a \right\} \quad (2)$$

여기서 E 는 유클리디안 평면을 나타내고, B_a 는 형태소 B 를 a 만큼 평행이동 한 것이다.

그림 3은 영상에 확장연산을 적용한 결과를 나타내

며, 확장연산 $S \oplus B$ 는 집합 S 를 형태소 B 만큼 이동시켜 가면서 각 원소들 간의 합집합을 구한 것과 같다. 이러한 모폴로지의 특성을 이용하여 Servetto는 웨이브릿 변환영상에서 부대역간의 효율적인 유효계수 지정 방법으로 MRWD를 제안하였다.

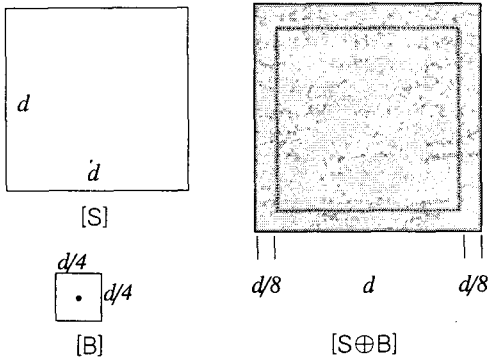


그림 3. 모폴로지의 확장연산
Fig. 3 Dilation operation of morphology.

IV. 제안한 웨이브릿 영상 부호화

4.1. 모폴로지를 이용한 중요 클러스터 추출

기존의 MRWD 방법은 영상을 웨이브릿 변환하여 부대역들로 분해한 후, 전체 계수에 대한 최대 절대값을 기준으로 임베디드 양자화를 하였으며, 임베디드 양자화는 식 (3)과 같다. 여기서 $i(i=0, \dots, n-1)$ 는 양자화 레벨을 나타내고, T 는 웨이브릿 변환 영상의 전체 계수 중에서 절대값이 가장 큰 계수값이다.

$$Q_i(x) = \begin{cases} z & |x| < T/2^{i+1} \\ p & T/2^{i+1} \leq x < T/2^i \\ n & -T/2^{i+1} < x \leq -T/2^i \end{cases} \quad (3)$$

식 (3)에 나타나는 바와 같이 전체 웨이브릿 계수들 가운데 절대값이 가장 큰 값을 기준으로 i 에 따라 z (zero), p (positive) 및 n (negative)을 생성한다. z 는 무효계수이며 부호로 2를 생성하고, p 와 n 은 유효계수이며 0, 1을 각각 생성한다. 임베디드 양자화를 각 웨이브릿 계수에 연속적으로 적용하면 원래 영상으로

수렴하며, 양자화 과정은 그림 4와 같다.

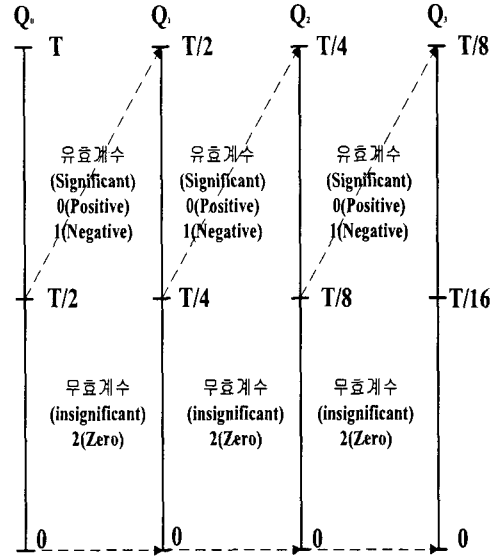


그림 4. 양자화 과정
Fig. 4 Quantization step.

기존의 MRWD 방법은 양자화된 계수들 중에서 클러스터 형태로 유효계수를 추출하기 위해 3x3 형태소를 적용하고, 유효계수가 3x3 형태소 내에 존재하면 클러스터를 계속 확장하여 부호화한다. 이러한 클러스터는 집합적관계 즉 seed를 나타내는 부가정보가 필요하고, 클러스터 개수가 많아지면 seed를 나타내는 부가정보의 양이 많아지며, 고압축에서는 부가정보의 비중이 커진다.

제안한 방법은 클러스터에 모폴로지를 적용하여 형태소보다 작은 클러스터를 제거함으로써 seed 정보를 줄였으며, 중요 클러스터를 우선적으로 부호화함으로써 화질을 향상시킨다. 그림 5(a)는 기존의 방법으로 부호화한 웨이브릿 계수를 나타내며, 계수들 가운데 작은 형태의 클러스터들이 존재하는 것을 볼 수 있다. 그림 5(b)는 제안한 방법으로 부호화한 웨이브릿 계수를 나타내며, 작은 형태의 클러스터들이 제거되어 부가정보의 양이 감소함을 알 수 있다.

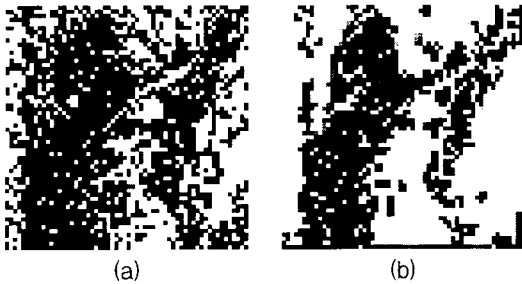


그림 5. 중요 클러스터 추출
 (a)기존의 방법 (b)제안한 방법
 Fig. 5 Significant cluster extraction
 (a)conventional method (b)proposed method.

4.2. 대역 적응 양자화

기존의 MRWD 방법은 웨이브릿 변환영상에서 전체 대역의 최대 절대값을 기준으로 임계값을 설정하여 각 부대역 계수에 대한 양자화를 하였다. 따라서 기존의 방법은 양자화 레벨 0 및 양자화 레벨 1에서 고주파 대역 전체가 무효계수로 지정되는 비효율적인 경우가 발생하고, 양자화 과정에 불필요한 비교연산이 소요된다. 제안한 방법은 저주파 대역은 저주파 대역의 계수들 중에서 최대 절대값을 기준으로 양자화 하고, 고주파 대역은 고주파 대역의 최대 절대값을 기준으로 양자화한다. 따라서 제안한 방법은 고주파 대역의 양자화에서 발생하는 비교연산 횟수를 감소시킨다.

제안한 대역 적응 양자화는 식(4)와 같다. 여기서 $j=0 \dots n-1$ 이며 양자화 레벨을 나타낸다. T_h 는 고주파 대역에서 부호화 되어지는 웨이브릿 계수들 가운데 절대값이 가장 큰 값이다.

$$hQ_j(x) = \begin{cases} z & |x| < T_h/2^{j+1} \\ p & T_h/2^{j+1} \leq x < T_h/2^j \\ n & -T_h/2^{j+1} < x \leq -T_h/2^j \end{cases} \quad (4)$$

기존의 방법 및 제안한 방법에 대한 양자화 레벨에 대한 임계값 설정은 그림 6과 같다. 그림 6(a)에 나타나는 바와 같이 기존의 방법에서는 양자화 레벨 0 및 양자화 레벨 1에서 임계값보다 큰 고주파 대역의 계수들이 존재하지 않기 때문에 고주파 대역 전체에서 무효계수가 발생하는 불필요한 과정이 존재하고, 양자화의 불필요한 과정은 계산량을 증사시켜 부호화 속도

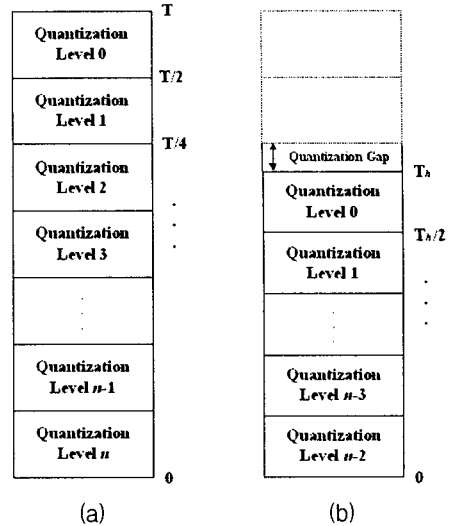


그림 6. 양자화 방법 (a)기존의 방법 (b)제안한 방법
 Fig. 6 Quantization Method (a)conventional method (b)proposed method.

를 저하시킨다. 그림 6(b)는 제안한 방법을 나타내고, 점선으로 표시된 부분은 기존의 양자화 방법에서 발생하는 불필요한 과정을 대역 적응 양자화를 통해 제거한 부분이다. 제안한 방법은 기존의 방법과 임계값 차이로 양자화 폭(quantization gap)이 발생하는데, 이것은 기존의 방법에 비해 전체 양자화되는 폭이 줄어들기 때문에 양자화 시 발생하는 오차범위의 한계를 줄일 수 있다. 제안한 방법에 대한 흐름도는 그림 7과 같다.

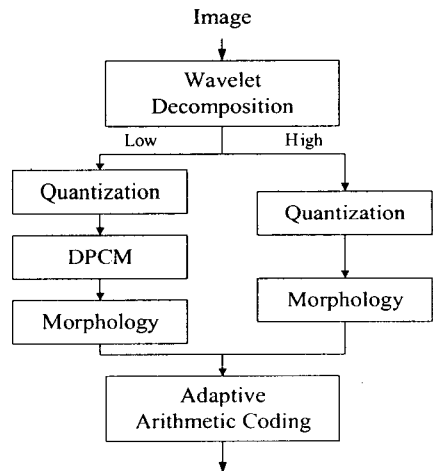


그림 7. 제안한 방법의 흐름도
 Fig. 7 Flow chart of proposed method.

V. 실험결과

본 논문에서는 512x512 크기의 Goldhill 영상에 대해 Visual C++를 이용하여 제안한 방법에 대한 성능을 실험하였으며, 9/7 쌍직교 필터를 사용하여 5단으로 웨이브릿 변환하였다. 헤더정보는 사용된 필터, 웨이브릿 스케일, 저주파와 고주파에서의 초기 임계값 등을 포함하여 7바이트가 소요되었다. 화질을 평가하는 객관적인 척도인 PSNR은 식 (5)와 같다. 식 (5)에서 $f(x, y)$ 및 $\hat{f}(x, y)$ 는 각각 원 영상의 화소 및 복원 영상의 화소를 나타내며, N 은 각각의 영상 내의 총 화소 수이다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right]$$

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^N [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 \quad (5)$$

제안한 방법의 양자화 과정에 소요되는 비교연산 계산량에 대한 실험결과는 그림 8에 나타나는 바와 같이 기존의 방법에 비해 비트율 1bpp 에서 19.99%, 0.5bpp 에서 22.2%, 0.25bpp 에서 24.98%, 0.125bpp 에서 28.5%, 0.0325bpp 에서 33.3% 감소하였다. 따라서 제안한 방법은 양자화 과정에서 발생하는 불필요한 비교연산을 제거하여 부호화 시간을 단축시킴으로써 고속 부호화를 가능하게 함을 알 수 있다.

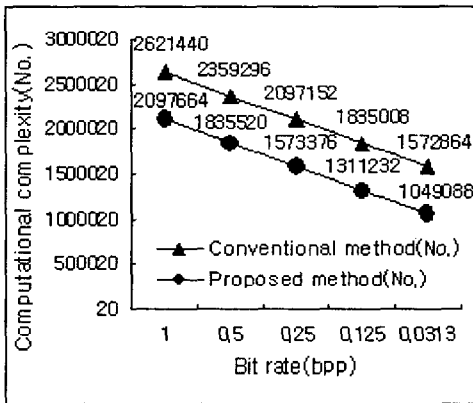


그림 8. 양자화 단계의 계산량
Fig. 8 Computational complexity in quantization step.

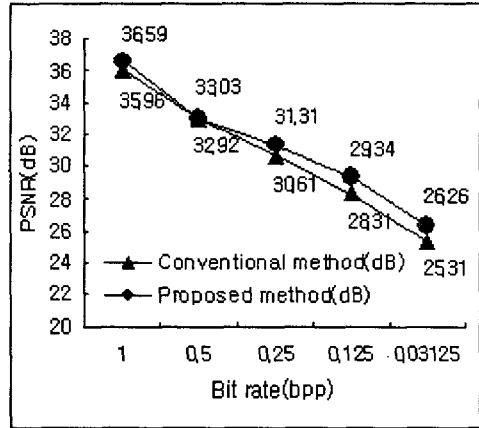
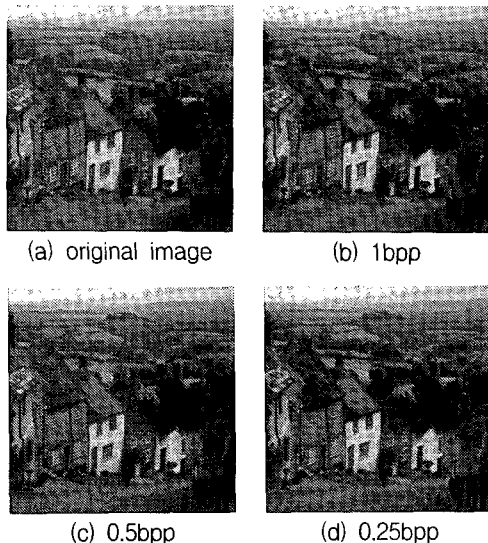


그림 9. PSNR 비교
Fig. 9 Comparison of PSNR

제안한 방법의 모폴로지를 이용하여 형태소보다 작은 클러스터를 제거하고, 중요 클러스터를 우선적으로 부호화함으로써 발생하는 주관적인 화질 개선효과는 그림 9에 나타나는 바와 같이 1bpp에서 0.03125bpp까지 모든 비트율에서 기존의 방법에 비해 화질이 우수함을 알 수 있다. 제안한 방법을 적용하였을 때 원영상과 복원영상에 대한 시각적인 평가는 그림 10과 같다. 그림 10(a)는 원 영상을 나타내고, 그림 10(b)에서 그림 10(f)는 여러 가지 압축율에서 복원한 영상을 나타낸다.



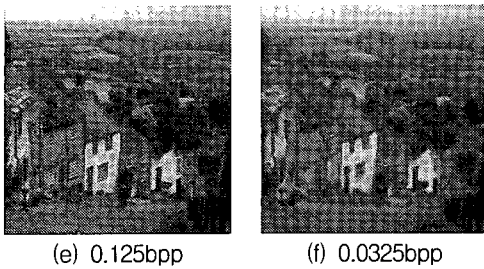


그림 10. 제안한 방법에 의한 원 영상 및 복원영상
Fig. 10 Original image and reconstruction images using proposed method.

VI. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 변환영상에서 대역 적응 양자화와 중요 클러스터 추출을 이용한 고속 영상 부호화 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 대역 적응 양자화를 이용하여 양자화 과정에 소요되는 비교연산에 대한 계산량을 감소시킴으로써 고속 부호화를 가능하게 하고, 양자화된 계수들에 모폴로지를 이용하여 형태소 보다 작은 클러스터를 제거함으로써 부가정보를 감소시켰으며, 중요 클러스터를 우선적으로 부호화함으로써 주관적인 화질을 향상시켰다. 실험결과 양자화 과정에 소요되는 비교연산 계산량이 비트율 1bpp 에서 19.99%, 0.5bpp 에서 22.2%, 0.25bpp 에서 24.98%, 0.125bpp 에서 28.5%, 0.0325bpp 에서 33.3% 감소함을 알 수 있었다.

참고문헌

[1] J. Woods and S. O'Neal, "Subband coding of Images," IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 34, no. 5, pp. 1278-1288, Oct. 1986.
[2] A. Averbuch, D. Lazar, and M. Israeli, "Image Compression Using Wavelet Transform and Multiresolution Decomposition," IEEE Transactions on

Image Processing, vol. 5, no. 1, pp. 4-15, Jan. 1996.
[3] J. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotree of Wavelet Coefficients," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 1, pp. 3445-3462, Dec. 1993.
[4] Z. Xiong, K. Ramchandran, and M. Orchard, "Space-Frequency Quantization for Wavelet Image Coding," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 6, no. 5, pp. 677-693, May 1997.
[5] S. Servetto, K. Ramchandran, and M. Orchard, "Image Coding Based on Morphological Representation of Wavelet Data," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 8, no. 9, pp. 1161-1174, Sep. 1999.
[6] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 1, no. 2, pp. 205-221, Apr. 1992.
[7] R. Haralick and L. Shapiro, Computer and Robot Vision, Addison Wesley press, vol. 1, pp. 200-215, 1993.
[8] P. Maragos and R. Schafer, "Morphological Systems for Multidimensional Signal Processing," Proceedings of the IEEE, vol. 78, no. 4, pp. 690-710, Apr. 1990.

저자약력



류권열(Kwon-yeol Ryu)

1982년 경북대학교 전자공학과 공학사
1990년 경북대학교 산업공학과 공학석사
1998년 부경대학교 전자공학과 공학박사

1986년 ~ 1995년 포항공과대학교 전자계산소
1998년 ~ 현재 위덕대학교 게임학부 조교수
※ 관심분야 : 디지털영상처리, 디지털정보보안