# 개선된 모폴로지와 적응양자화를 이용한 웨이브릿 영상압축

류 태 경*, 강 경 원*, 정 태 일*, 권 기 룡**, 문 광 석*
*부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부, **부산외국어대학교 전자컴퓨터공학부

# Wavelet Image Compression Using Improved Morphology and Adaptive Quantization

Tae K. Ryu*, Kyung W. Kang*, Tae I. Jeong*, Ki R. Kwon**, Kwang S. Moon*
*School of Electronics, Computer and Telematic Engineering, Pukyong National University.
**School. of Elec. and Computer Eng., Pusan Univ. of Foreign Studies
e-mail : tkryu@imagelab.pknu.ac.kr

## 요 약

본 논문에서는 웨이브릿 변환영역에서 개선된 모폴로지와 적응양자화를 이용한 영상부호화 방법을 제안한다. 제안한 방법은 제로트리를 기반으로 한 기존의 방법들과 유사한 코딩성능을 가지면서 EZW, SFQ 등에서 나타나는 복잡성을 모폴로지를 사용하여 유효정보를 클러스터링 함으로써 복잡성을 줄일 수 있다. 그러나 클러스터의 개수가 많아지면 클러스터를 나타내는 부가정보의 양도 많아진다. 이러한 부가정보의 비율이 실제 데이터에서 많은 비중을 차지하기 때문에 개선된 모폴로지를 적용하여 효율적으로 부호화 함으로써 영상의 화질을 개선하였다. 또한 고주파 대역에서의 유효계수를 효율적으로 코딩하기 위해 적응양자화를 적용하여 양자화 시 오차범위를 줄일 수 있다. 따라서 제안한 방법은 양자화 시 발생하는 많은 비교연산을 줄일 수 있으며, 기존의 방법에 비해 화질을 개선하였다.

## 1. 서 론

영상정보는 인간이 인식하는 정보의 많은 부분을 차지하므로 영상정보의 중요성은 커지게 되었다. 그러나 영상정보는 많은 데이터량을 가지기 때문에 제한된 대역폭에서 실시간으로 전송하기 위해서는 효과적인 압축이 필수적이다. 영상압축 방법 가운데 선형변환(linear transform)은 신호의 상관성을 제거하고 에너지를 집중시키는 성질을 가지고 있으므로 여러 가지 압축방법에 사용되고 있다. 그 중에서 DCT는 정지영상에 대한 표준인 JPEG(joint photographic experts group)과 동영상에 대한 표준인 MPEG(moving picture experts group) 등에 이용되고 있으나 블록 기반 압축이기 때문에 블록간 상관도가 손실되어 블록킹 현상이 발생하는 단점이 있다. 최근에는 블록제한이 없고 계산량이 적은 웨이브릿 변환을 이용한 영상압축에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

웨이브릿 영상압축은 주로 데이터의 조직과 표현의 중요성의 인식에 바탕을 두고 있다. 그리고 이러한 것을 바탕으로 하는 EZW(embeded zerotree wavelet), SHIPT(set partitioning in hierarchical trees)등의 코딩방법들이 연구되어 왔다. 그러나 이러한 코딩방법들은 무효계수들의 밴드들간의 의존성을 이용하여 영상압축에 이용하였다[1-2].

Servetto는 유효계수들을 효율적으로 모으기 위해서 MRWD(Morphological Representation of Wavelet data)를 제안하였다[3]. 그러나 이 방법은 양자화 과정과 모폴로지를 이용한 클러스터링 효율의 개선이 필요하다.

본 논문에서는 개선된 모폴로지와 적응양자화를 이용한 웨이브릿 영상압축을 제안한다. 고주파 대역에서의 적응양자화를 적용하여 양자화과정 발생하는 많은 비교연산을 줄일 수 있다. 그리고 영상의 화질을 개선하기 위해 클러스터링 방법을 개선하여 화질을 개선한다.

## 2. 웨이브릿 변환

1. 웨이브릿 변환

웨이브릿이란 기저 함수 $\psi(x)$를 천이 시키고 확대, 축소시킴으로써 얻어지는 함수들의 집합을 의미한다. 임의의 신호 $f(x)$가 기저함수 $\psi(x)$에 의한 웨이브릿 변환은 다음과 같다.

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

여기서 $\psi$는 모웨이브릿(mother wavelet)이며, 스케일링 계수 $a$와 천이계수 $b$가 실수( $a,b\in R,\ a\neq 0$)일 때 연속 웨이브릿 변환이라 하고, $a, b$가 정수( $a=a_0^m$, $b=nb_0a_0^m$ 여기서 $m,n\in Z\ \ a>1, b_0>0$ )일 때 이산 웨이브릿이라고 한다. $a$가 작다면 시간축 상에서 좁은 영역에 놓이게 되고 주파수 축에서는 넓은 영역을 차지하게 된다. 따라서 $\psi$를 고주파 영역에서는 세밀한 해상도를 가지게 하고 저주파영역에서는 상대적으로 낮은 해상도를 가지게 하면 연속된 주파수 성분에서 갑자기 발생하는 고주파 성분을 쉽게 처리 할 수 있다. 그러나 STFT(short time Fourier transform)는 시간 주파수 공간의 해상도가 고정되어 비정상(nonstationary)신호의 처리가 어렵다.

2. 웨이브릿 영상의 분해 및 합성

영상에 대한 웨이브릿 변환은 그림 1과 같이 서브밴드 구조를 이용한 QMF(quadrature mirror filter)를 연속적으로 구현함으로써 구현된다. $H_0$ 및 $H_1$는 웨이브릿 분해를 위한 저대역 및 고대역 통과 필터이다. QMF를 통과한 영상은 그림 1과 같이 저주파 성분과 방향성을 가지는 고주파 성분으로 분해된다. 이때 해상도는 반으로 줄어든다. 그림 1(a) 에서 $LL$은 원영상에 비하여 해상도가 떨어진 주파수 대역의 부분영상을 나타낸다. $LH$, $HL$, $HH$는 각각 수평, 수직, 대각 방향의 에지 성분을 가지는 고주파 대역의 부분영상이다. 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 완전히 복구된다.

3. 웨이브릿 계수의 통계적 특성

웨이브릿 계수들 중 크기가 큰 값을 갖는 계수는 다른 큰 값을 갖는 계수들과 공간적인 위치에서 인접한 위치에 존재 할 확률이 높다. 작은 값을 가지는 경우에서도 같다[4].

서로 다른 서브밴드들 간에도 의존성이 존재한다[1-2]. 예를 들어 제로트리 기반 코더들은 제로값을 가지며, 트리 구조이고, 밴드들간에 예측되어지는 계수들이 각 밴드에서 독립적으로 예측되는 것보다 유효계수의 발생 확률이 높다는 사실을 이용했다. 각 밴드의 에너지 집중은 에지 부근에서 나타나므로 각 밴드들 간의 의존성이 존재한다.

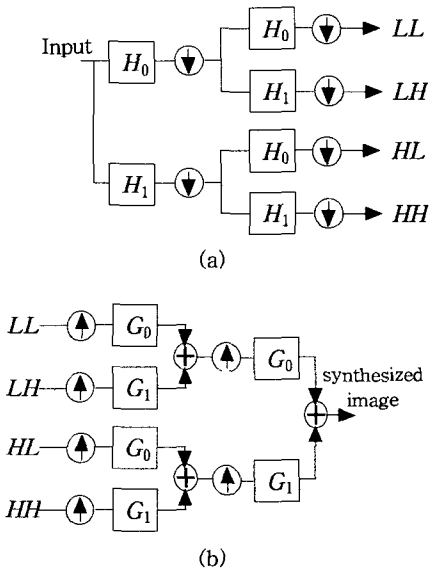



그림 1. 웨이브릿 변환

## 3. 모폴로지

모폴로지 연산은 영상을 간단하게 하며 필수적인 형상을 보존하고 불필요한 요소들을 제거할 수 있다. 이것은 집합이론에 근거를 두고 있다. 여기에서 집합 $S$는 이진 또는 그레이 스케일 영상, 즉 확장(dilation)이 적용되는 곳으로 고려되고 $B$는 형태소(structuring element)를 나타낸다. $\oplus$는 확장으로 다시 쓸 수 있다. 그리고 $\setminus$ 는 이론상의 차이 연산자이다. 확장되어지는 집합 $S\oplus B$는 집합 $S$를 형태소 $B$만큼 이동 시켜서 합집합을 구한 것이다. 여기서 형태소는 $S$안에서의 지점의 중간에 위치한다. $S\oplus B$는 $S\cup(S\oplus B\setminus S)$로 다시 쓸 수 있다. 여기서 $S\oplus B\setminus S$는 확장으로 얻어진 점들의 집합 가운데 집합 $S$를 제외한 부분을 가리킨다. 그 과정은 그림 2로 나타내어진다.

직관적으로 $B$와 같은 단순한 형태소에 대해서, 확장은 원래의 집합 $S$와 주위의 몇 개의 원소를 포함하는 확장된 집합을 산출한다. 직관적으로 $B$와 같은 단순한 형태소에 대해서, 확장은 원래의 집합 $S$와 주위의 몇 개의 원소를 포함하는 확장된 집합을 산출한다.

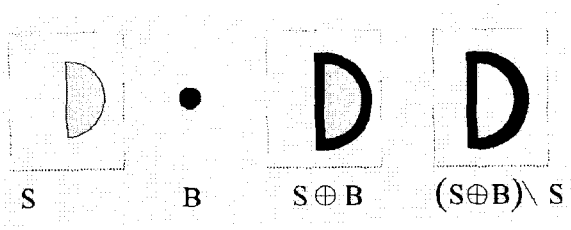



그림 2. 모폴로지의 확장

## 4. 개선된 모폴로지와 적응 양자화

기존의 Servetto가 제안한 방법은 식 (2)와 같이 embedded 양자화기 $\{Q_0 \ldots Q_{n-1}\}$를 통해 양자화 되어진다[5].

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

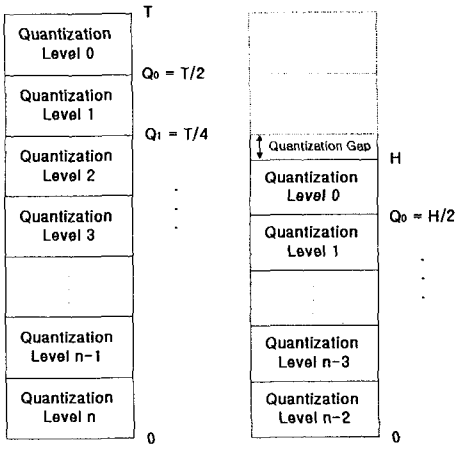
여기서 $i = 0 \ldots n-1$이며, $T$는 웨이브릿 변환된 전 영역에서 인코딩 되어지는 계수들 사이에서 크기가 가장 큰 최대 값으로 고려한다. 이 양자화기를 각 웨이브릿 계수에 연속적으로 적용하게 되면 원래 영상으로 수렴하게 되어있다. Servetto가 적용한 이 양자화기는 전체 대역 가운데 가장 큰 값을 고려하여 값들에 연속적으로 적용함으로써 $z$(zero), $p$(positive)와 $n$(negative)을 생성시킨다. 생성된 부호들 가운데서 $z$를 제외한 $p$와 $n$을 모폴로지를 적용하여 각 양자화 단계에서 추출함으로써 양자화에서 발생하는 부가적인 정보를 줄이고 부호화시의 복잡성을 줄일 수 있다. 하지만 이 방법 역시 고주파 영역에서는 전체 대역에서의 최대값을 기준으로 하므로 $i=0,1$ 즉 $Q_0$, $Q_1$의 값이 고주파 영역은 그림 3과 같이 모든 계수들의 값이 $z$를 가지게 된다.

제안한 방법은 양자화시 저주파와 고주파영역을 구분하여 다른 방식으로 양자화 하여 전송하면 더욱 빠른 시간에 코딩을 할 수 있게 된다. 또한 양자화기를 적응적으로 적용하여 기존의 방법으로 발생하는 불필요한 비교 연산을 줄일 수 있다. 제안한 방법의 알고리듬은 식 (3)과 같다[6].

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

여기서 $i = 0 \ldots n-1$, $H$는 고주파 영역에서 인코딩 되어지는 웨이브릿 계수들 사이에서 크기가 가장 큰 값으로 고려한다.

기존의 MRWD에서는 유효계수를 모폴로지를 사용하여 클러스터의 형태로 전송하게 된다. 하지만 이러한 클러스터는 seed를 나타내는 부가정보가 필요하다. 클러스터의 개수가 많아지면 seed를 나타내는 부가정보가 많아지게 된다. 이러한 부가정보는 전체 가운데서 많은 비중을 차지하게 된다. 이러한 seed정보를 줄이기 위해 형태소보다 작은 클러스터를 제거한다. 제거되는 클러스터의 손실은 제거된 클러스터로 생긴 데이터의 이득으로 더 많은 실제 데이터를 전송함으로서 화질향상이 이룩된다. 그림 4 (a)는 기존의 방법에서의 클러스터링을 적용할 웨이브릿 계수들을 나타낸다. 계수들 가운데 작은 형태의 클러스터들이 존재하는 것을 볼 수 있다. (b)는 제안한 방법의 클러스터링을 적용할 웨이브릿 계수들을 나타낸다. 제안한 방법은 작은 형태의 클러스터를 제거함으로써 부가정보의 양을 줄여 화질의 향상을 할 수 있다.




(a) 기존의 방법 (b) 제안한 방법

그림 3. 양자화 방법

(a) (b)

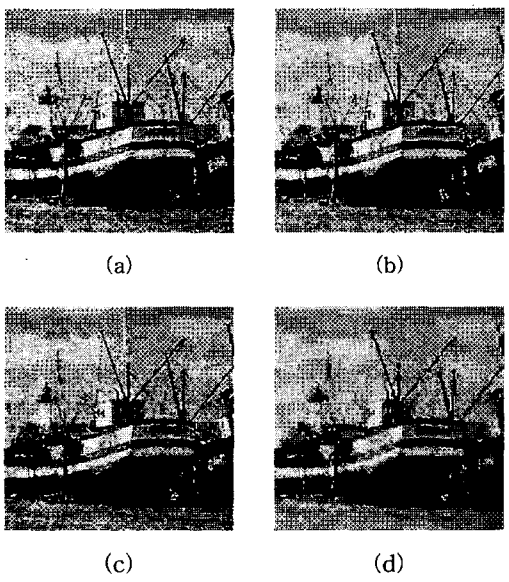
그림 4. 개선된 모폴로지

## 5. 실험결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리듬의 성능비교를 위하여 256 그레이 레벨을 갖는 512×512 Lena 영상과 Boat 영상을 사용하였다. 실험에는 9/7 쌍직교 필터[7]와 5단의 웨이브릿 분해를 이용하였다. 표. 1은 두 표준영상에 대한 rate-distortion 결과이다. 제안한 방법은 모든 비트율에서 MRWD 보다 화질이 우수함을 알 수 있다. 기존의 방법에서의 양자화 과정의 복잡성을 적응양자화를 이용하여 복잡성을 줄였다. 그림 5는 Boat 영상에 대한 주관적인 화질 평가를 위해 원영상과 디코딩 된 영상을 나타내었다. 그림 5에서(a)는 원영상이고 (b) 1bpp, (c) 0.25bpp, (d)0.0325bpp에서 얻어진 결과이다.

표 1. 기존의 방법과 제안한 방법의 PSNR비교[dB]

| RATE | Lena | | Boat | |
|---|---|---|---|---|
| | MRWD | Proposed | MRWD | Proposed |
| 1bpp(8:1) | 40.20 | 40.39 | 38.31 | 38.55 |
| 0.5bpp(16:1) | 37.01 | 37.23 | 34.00 | 34.03 |
| 0.25bpp(32:1) | 33.90 | 34.17 | 30.58 | 30.73 |
| 0.125bpp(64:1) | 30.87 | 31.19 | 28.05 | 28.19 |
| 0.0325bpp(256:1) | 25.76 | 25.79 | 23.85 | 23.91 |



(a) (b)

(c) (d)

그림 5. 제안한 방법에 의해 복원된 영상의 화질비교
(a) 원영상(Boat 512×512) (b) 복원된 영상(1.0bpp)
(c) 복원된 영상(0.25bpp) (d) 복원된 영상(0.0325bpp)

## 6. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 영역에서 개선된 모폴로지와 적응양자화를 이용한 영상압축 방법을 제안하였다.. 제안한 방법은 제로트리를 기반으로 한 EZW, SFQ 등에서 나타나는 양자화기의 복잡성을 모폴로지를 사용하여 유효정보를 클러스터링 함으로써 복잡성을 줄일 수 있었다. 모폴로지를 적용할 때 클러스터를 나타내는 부가정보가 차지하는 비중이 전체 데이터 비트에서 큰 것을 고려하여 개선된 모폴로지를 적용하여 코딩의 효율을 개선하였고 MRWD 양자화기에서 생기는 불필요한 비교연산수를 줄이기 위해 적응 양자화기를 제안하여 양자화시 발생하는 불필요한 비교연산을 줄일 수 있었다. 본 논문은 양질의 PSNR을 유지하면서 정보량을 줄일 수 있었다.

## 참고문헌


[1] J. Shapiro, "Embedded Image Coding Using Zerotree of Wavelet Coefficients," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 41, No. 1, pp. 3445-3462, Dec. 1993.

[2] A. Said and W. Pearlman, "A New, Fast, and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, No. 3, pp. 243-250, June. 1996.

[3] S. Servetto, K. Ramchandran and M. Orchard, "Image Coding Based on Morphological Representation of Wavelet Data," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, No. 9, pp. 1161-1174, Sep. 1999.

[4] K. Ramchandran and M. Orchard, "An Investigation of Wavelet-Based Image Coding Using an Entropy-Constrained Quantization Framework," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 46, No. 2, pp. 342-353, Feb. 1998.

[5] D. Taubman and A. Zakhor, "Multirate 3-D Subband Coding of Video," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 3, No. 5, pp. 572 -588, Sep. 1994.

[6] 류태경, 정태일, 류권열, 권기룡, 문광석, "웨이브릿변환 영역에서 모폴로지와 적응양자화기를 이용한 영상 부호화," 한국멀티미디어학회 추계학술발표논문집, vol. 2, no. 2, pp. 195-200, Nov. 1999.

[7] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 1, No. 2, pp. 205-221, Apr. 1992.