
다중 양자화를 이용한 웨이블릿 영상압축

박영일 · 김석태*

Multi-quantized Image Compression using Wavelet Transform

Yong-Ri Piao · Seok-Tae Kim*

요 약

본 논문에서는 복원이 가능한 웨이블릿 변환을 사용한 통합된 순실 압축 방법을 제안한다. 제안한 알고리즘은 압축효율을 높이기 위하여 전처리로 양자화를 한 후 웨이블릿 필터를 적용하여 대역분할을 한다. 그 후 허프만 부호화법을 이용하여 웨이블릿 계수를 다시 양자화 한다. 본 방법에 의해 재구성된 영상들은 JPEG 및 선 양자화 없이 원 영상의 웨이블릿 계수들을 부호화 하는 방법에 비해 높은 PSNR을 보였다. 선 양자화 과정을 사용함으로서 최대 에러를 조절 할 수 있었다. 본 방법은 대규모 영상압축에 유용할 것으로 기대된다.

ABSTRACT

This paper proposed the method for restorable lossy image compression using wavelet transformation. In order to increase compression efficiency, this algorithm subbands with the wavelet transformation filter after processing the pre-quantizer on the original images. Then, it quantizes its wavelet coefficients by using the Huffman Coding. Comparing to the JPEG or non pre-quantized images, the reconstructed images by the proposed algorithm showed higher PSNR. By applying pre-quantizing process, it will be possible to control the peak errors and it is also expected to be useful at mass image compressions.

키워드

선 양자화, Wavelet Transform, Huffman coding, PSNR

I. 서 론

최근 초고속 멀티미디어 통신뿐만 아니라 인터넷 분야에서 영상 데이터를 효율적으로 전송하고 저장하는 방법에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다. ISO는 정지영상과 동영상에 대한 JPEG와 MPEG[1],[2],[3][4]의 표준을 정했다. 이 표준들은 DCT변환 부호화에 기초를 두고 있으며 높은 압축률에 비해서 손실이 크고 블록현상이 나타난다. 이러한 단점을 보완하기 위해 DCT 변환 대신에 웨이블릿 변환[5],[6],[7]을 사용하는 기법에 대한 연구가 진행되어 왔다. 웨이블릿 변환은 DCT 변환과는 달리 시간과 주파수 영역에서 신호의 국부적인 부분에만 변환을 적용할 수 있다. 웨이블릿 변환을 이용한 영상압축[8],[9]는 신호를 원하는 레벨로 분해하여 필요한 부분만을 코딩하여 압축함으로서 신호의 실시간 처리 요구에 부합된다. 웨이블릿 변환은 인간의 시각 특성에 맞게 영상을 다해상도로 분해하여 영상을 점진적으로 표현함으로서 높은 압축효율을 얻는다. 반면 웨이블릿 변환을 한 후에 나온 계수 값들을 양자화 할 경우 복호화 할 때에 최대 에러를 제한하기가 어렵다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상의 중복성을 효과적으로 제거하여 높은 압축비를 얻고 복구할 때 재구성 영상에서의 왜곡을 최소로 할 수 있는 웨이블릿 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 다중 양자화를 이용한 웨이블릿 영상 압축 법을 제안한다. 먼저 최대 에러를 일정한 범위내로 제한하기 위하여 선양자화를 거친 후 웨이블릿 변환을 사용한다. 다음 부호화시에 zero값이 많이 나오는 것을 고려하여 허프만 부호화를 사용하여 계수를 다시 양자화 한다. 마지막으로 본 방법의 유효성을 확인하기 위하여 256×256 크기의 256 그레이레벨을 가지는 영상들을 실험한 결과 웨이블릿에 의한 영상 압축 방법은 PSNR 측면에서 JPEG 보다 향상된 결과가 나타났다.

II. 웨이블릿 필터

웨이블릿 변환의 기본개념은 임의의 함수 $f(x)$ 를 시간-주파수 공간에서 동시에 지역성을 갖는 웨이블릿 기저함수(base function)의 선형 결합(superposition)으로 표현하는 것이다. 원형 웨이블릿 함수 $\psi(x)$ 을 이용하여 식(1)과 같은 웨이블릿 변환식을 얻을 수 있다.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

여기서 a 는 스케일 변수(scale variable)이고, b 는 이동 변수(translation variable)이다. 이산 웨이블릿 변환은 식(1)에서 $a=2^m$, $b=n2^m$ 으로 이산화 시킨 것으로 웨이블릿 변환 및 역변환은 식(2)과 (3)와 같이 주어진다.

$$F(m,n) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{m,n}(x) dx \quad (2)$$

$$f(x) = \sum_m \sum_n F(m,n) \psi_{m,n}(x) \quad (3)$$

$F(m,n)$ 은 신호 $g(x)$ 내의 웨이블릿 기저함수 $\psi_{m,n}(x)$ 의 성분을 나타낸다. 원형 웨이블릿 함수는 유한한 에너지를 가지며 적분 값이 0이어야 완전한 재구성을 제공하게 된다.

대역 분할된 영상의 대역폭은 원영상의 대역폭의 반으로 줄어들기 때문에 Nyquist 샘플링 정리에 따라 샘플링 간격이 2배 증가하게 되므로 복원이 필요하다. 반면 대역 분할된 영상들로부터 원 영상을 재구성할 경우 보간(interpolation)이 필요하며, 이 과정은 보통 샘플과 샘플사이에 0을 삽입한 후 복원필터를 이용하여 이루어 진다. 웨이블릿을 이용한 영상압축에서는 보통 저대역 통과 필터와 고대역 통과 필터를 사용하여 대역 분할을 하게 되는데, 저대역 및 고대역 복원 필터를 각각 h_n 과 고대역 분해 필터 g_n , 그리고 저대역 및 고대역 복원 필터를 각각 \tilde{h}_n , \tilde{g}_n 으로 나타낼 때 완전복원을 위한 필터의 조건은 식(4), (5)와 같다.

$$\tilde{g}_n = (-1)^n h_{-n+1} \quad (4)$$

$$g_n = (-1)^n \tilde{h}_{-n+1} \quad (5)$$

III. 웨이블릿 변환 및 부호화

1. 원 영상의 전처리 양자화

영상의 최대 에러를 일정한 범위내로 제한하는 것은 복구할 때 영상의 화질을 결정하는 요소로 매우 중요하

다. 웨이블릿 변환을 한 후에 나온 계수 값들을 양자화 할 경우 복호화에 최대 에러를 제한하기가 어렵다. 때문에 웨이블릿 변환 전에 영상을 양자화 하는 전처리 과정을 사용한다. 일정한 양자화 레벨로 양자화 된 영상에 웨이블릿 변환을 한 후 무손실 부호화하여 역 양자화 과정을 거침으로써 최대에러가 일정한 크기로 제한된 재구성된 영상을 얻는다. 기존의 양자화 방법은 다음과 같다.

$$P(\gamma) = \left[\frac{\gamma + e}{2e + 1} \right] \quad (6)$$

여기서 γ 는 원영상의 픽셀 값이며, $P(\gamma)$ 는 양자화 된 값, 그리고 e 는 최대 에러의 절대 값을 나타낸다. $P(\gamma)$ 는 무손실 압축이며, 재구성 영상은 식 (7)에 의해서 얻어진다.

$$P^{-1}(\gamma) = P(\gamma) \cdot (2e + 1) \quad (7)$$

식 (6)과 (7)에 의해 원 영상을 양자화한 후 재구성할 경우 재구성 영상의 그레이레벨 수가 현저하게 줄어들므로 영상의 시각적 저하를 가져온다. 이러한 시각적 왜곡을 보완하기 위하여 양자화 레벨에 관계없이 재구성 영상이 256 그레이레벨을 갖는 양자화 방법을 제안한다.

$$Q_i(\gamma) = \left[\frac{\gamma + i}{2e + 1} \right], i = 0, 1, \dots, 2e$$

$$Q_i^{-1} = Q_i(\gamma)(2e + 1) + (1 - i) \quad (8)$$

여기서 i 는 다중 양자화 방법을 나타내는 index로 부호기와 복호기 양측에서 미리 정해진 rule에 따라 결정된다. 양자화 index를 적절히 바꾸어 가면서 양자화를 수행하게 되면 압축비 및 PSNR은 거의 동일하면서 256 그레이레벨을 갖는 재구성 영상을 얻을 수 있다.

2. 영상의 웨이블릿 변환

전처리 된 원 영상을 가로방향과 세로방향으로 웨이블릿 변환 필터인 저대역필터와 고대역필터를 적용하여 대역을 나눈 후 저대역 구간에 대해 다시 반복적으로 필터링을 2회 적용하게 되면 그림 1과 같은 10개의 분할된 대역을 얻는다.

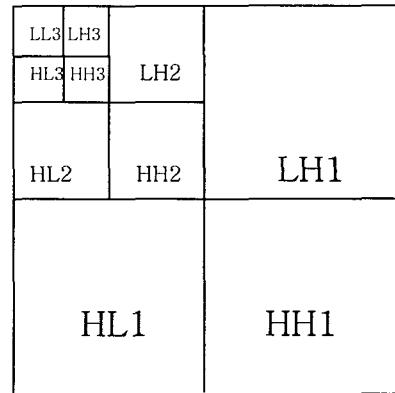


그림 1. 3레벨 웨이블릿 변환을 적용한 대역 분할된 영상.

Fig. 1 Subimages in a 3-level Wavelet transform.

그림 1에서 LL3는 가장 낮은 주파수 대역이며, LL3를 제외한 나머지 대역들은 가로 또는 세로 방향으로 한 번 이상의 고대역필터를 통과한 대역들로 적용된 필터의 특성에 따라 특정 방향성분을 많이 가지고 있다. 그림 2는 Lena 영상을 표 1의 대역분할 필터를 사용하여 대역분할 한 영상을 나타낸 것이다. 그림 2에서 보면 LL3 대역 영상은 원영상과 비슷한 형태를 보이고 있고, 나머지 대역의 영상들은 신호의 크기가 작으면서 방향성의 에지를 보이고 있다. 대역분할 영상들은 복구필터로 복구할 경우에 완전한 복구가 가능하므로 PSNR은 무한대가 된다.

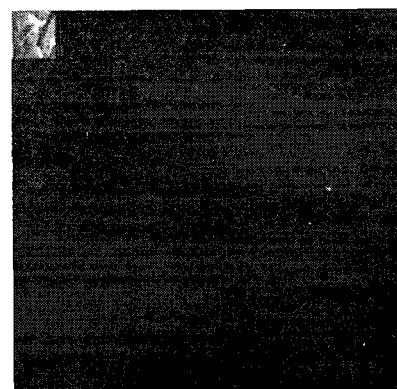


그림 2. 3레벨 웨이블릿 변환을 진행한 Lena 영상.

Fig. 2 Lena image in a 3-level Wavelet transform.

3. 웨이블릿 계수의 양자화

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 사용한 영상압축은 대

역분할 영상을 가장 낮은 대역인 LL3와 나머지 대역들의 두 가지로 나누어 부호화한다. LL3 영역은 전체 대역 중에서 에너지를 가장 많이 함유하고 있고, 또한 원영상과 비슷한 성질을 보인다. 식(9)로 주어지는 예측기를 사용하여 오차 신호를 구성한 후 허프만 부호화법을 이용하여 다시 양자화 한다.

$$\hat{a} = b + c - d \quad (9)$$

식(9)에서 \hat{a} 는 현재 픽셀의 예측 값, b 및 c 는 현재 픽셀의 인접한 바로 위 및 왼쪽 옆의 픽셀 값들, 그리고 d 는 왼쪽 위(대각 방향)의 픽셀 값을 나타낸다.

고대역 신호는 지그재그 스캔을 거쳐 1차원 신호로 재 배열 한다. HL과 LH영역이 수직 및 수평의 예지 성분을 많이 포함하는 것을 고려하여 스캔방향을 그림 3과 같이 한다. HH의 경우 대각방향의 특성이 현저하지 않아 LH 영역과 동일하게 스캔 한다. 1차원으로 배치된 양자화 신호의 값은 대부분이 영인 것을 고려하여 연속적으로 이어지는 영의 개수와 그 다음에 나타나는 영이 아닌 값의 크기에 따른 분류를 하나의 쌍으로 하여 허프만 부호화법을 적용하여 양자화 한다. 그리고 크기는 고정크기의 이진부호를 사용한다.

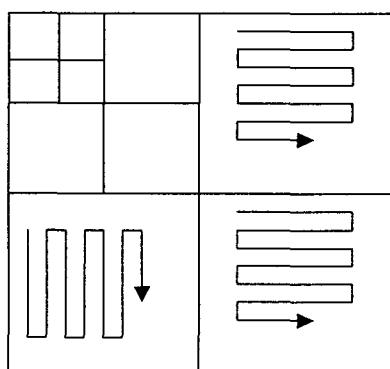


그림 3. 고대역 신호에 대한 지그재그 스캔
Fig. 3 Zigzag scan for High band subimages

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 성능을 조사하기 위하여 256 그레이레벨을 갖는 256×256 크기의 영상들을 같은 비트 울에서 선양자화 과정이 없이 재구성한 영상 및 JPEG으로 압축하여 재구성한 영상과 비교한다. 객관적인 비교를 위하여 식(10), 식(11)를 사용한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [F(i,j) - \hat{F}(i,j)]^2} \quad (10)$$

$$PSNR = 20 \log \left(\frac{255}{RMSE} \right) [dB] \quad (11)$$

여기에서 $F(i,j)$ 및 $\hat{F}(i,j)$ 는 원 영상 및 재구성된 영상의 픽셀 값을 나타내고, N 은 영상크기를 나타낸다.

$RMSE$ (Root Mean Square Error)는 표준편차의 의미, 즉 예상한 값과 실제 실험/관측 결과가 평균적으로 얼마나 멀어졌는가 하는 것이다. $PSNR$ (Peak Signal to Noise Ratio)는 원 신호와 잡음신호의 비로서 실험결과에서 $PSNR$ 이 클수록 신호의 왜곡이 작다는 것은 의미하는데 즉 오차가 작다는 것이다. $PSNR$ 이 클수록 복원된 영상의 화질이 더 우수하게 된다.

표 1은 본 논문에서 사용한 Daubechies 웨이블릿 필터를 나타낸 것이다.

표 1. 웨이블릿 필터계수
Table. 1 Coefficients of Wavelet Filter

n	0	± 1	± 2	± 3	± 4
h_n	0.602949	0.266864	-0.078223	-0.016864	0.026749
\hat{h}_n	0.557543	0.295636	-0.028772	-0.045536	0

제안한 웨이블릿 변환을 이용한 재구성 영상과 선양자화 없이 재구성한 영상, JPEG로 재구성한 영상들의 정량적인 비교한다. 최대신호 대 잡음비 및 압축비를 표 2에 나타냈다. Lena 영상인 경우에 본 논문에서 제안한 방법으로 영상을 압축하면 같은 비트 울 1bpp에서 다중양자화 방법을 적용하지 않은 경우보다 $PSNR$ 이 향상 되었을 뿐만 JPEG 보다 2.0dB정도 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

표 2. 1bpp 로 영상을 압축한 실험결과

Table.2 Simulation Results in 1bpp

영상	분류	비트율	PSNR
	본 방법	1 bpp	40.09 dB
	wavelet	1 bpp	39.31 dB
	JPEG	1 bpp	37.22 dB
	본 방법	1 bpp	44.24 dB
	wavelet	1 bpp	43.72 dB
	JPEG	1 bpp	41.81 dB
	본 방법	1 bpp	40.76 dB
	wavelet	1 bpp	40.23 dB
	JPEG	1 bpp	38.10 dB
	본 방법	1 bpp	39.13 dB
	wavelet	1 bpp	38.71 dB
	JPEG	1 bpp	36.94 dB
	본 방법	1 bpp	38.67 dB
	wavelet	1 bpp	37.85 dB
	JPEG	1 bpp	35.93 dB

표 3은 선 양자화 과정을 적용했을 경우와 선 양자화 과정이 없는 경우에 PSNR과 Peak error의 정량적인 비교를 나타낸다. 같은 비트율의 조건하에서 즉 비트 율이 2.89bpp인 경우를 보면 선 양자화 과정을 적용했을 때에 선 양자화 과정이 없는 경우보다 PSNR이 2.0dB 정도 향상되었다. 또한 선 양자화 과정을 적용한 경우에 없을 때보다 Peak error가 훨씬 낮음을 알 수 있다.

표 3. 선양자화 방법에 의한 PSNR과 Peak error 비교

Table.3 Peak error and PSNR in the compressed images

비트율 [bits/ pixel]	선 양자화 적용		선 양자화 없음	
	PSNR [dB]	Peak error	PSNR [dB]	Peak error
2.89	49.9	1	47.8	5
2.37	45.1	2	44.9	6
2.10	42.1	3	44.0	7



그림 4. Lena 원 영상과 재구성한 영상 (1 bpp, PSNR=40.09 dB)
Fig . 4 Lena original image and Reconstructed image (1bpp, PSNR=40.09dB)



그림 5. Hat girl 원 영상과 재구성한 영상 (1 bpp, PSNR=38.67 dB)
Fig. 5 Hat girl original image and reconstructed image (1 bpp, PSNR=28.67dB)

V. 결 론

웨이블릿 변환은 기존의 변환 방식들과는 달리 영상을 위치와 공간 주파수의 영역에서 표시하기 때문에 급격히 변화하는 에지 등을 나타내는데 있어서 기존의 방식들에 비하여 보다 효율적이다. 본 논문에서는 압축효율을 높이기 위하여 전처리 양자화 과정을 수행하였으며, 양자화된 원 영상에 웨이블릿 변환 필터를 적용하여 대역분할하였다. 가장 낮은 대역의 부호화는 이 대역의 양자화가 재구성된 영상의 전체화질에 가장 큰 영향을 미치는 것을 고려하여 예측기를 이용한 허프만 부호화를 하였다. 제안한 양자화 방법으로 재구성한 영상들의 성능시험을 위하여 256 그레이레벨을 갖는 256×256 크기의 영상들을 압축을 적용한 결과 무손실에 가까운 압축에서 국제표준인 JPEG 방법보다 PSNR이 2.0dB 향상된 성능을 보였다. 앞으로 본 논문에 제안한 방법을 컬러 영상 압축에 적용시키는 연구가 필요하다.

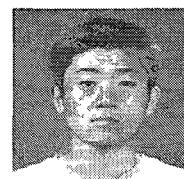
참고문헌

- [1] G. K. Wallace, "The JPEG Still Picture Compression Standard," Communications of the ACM, Vol. 34, PP. 30-44, Apr. (1991).
- [2] L. Chiariglione, "The Development of An Integrated Audiovisual Coding Standard: MPEG," Proc. IEEE, Vol. 83, PP. 151-157, Feb. (1995).
- [3] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 1, PP. 205-220, (1992).
- [4] A. S. Lewis and G. Knowles, "Image Compression Using the 2-D Wavelet Transform," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 1, PP. 244-250, (1992).
- [5] A. Said and W. Pearlman, "An image multiresolution representation for lossless and lossy compression," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 5, PP. 1303-1310 (1996).
- [6] Alexander Krivoulets, "A method for progressive

near-lossless image compression," in Proc. of IEEE Int. Conf. Image Processing, PP. 185-188, (2003).

- [7] Z. Xiong, X. Wu, S. Cheng and J. Hua, " Lossy-to Lossless compression of Medical Volumetric Data Using 3-D Integer Wavelet Transforms," IEEE Trans. on Medical Imageing, Vol. 22, No. 3, PP. 459-470, March (2003).
- [8] Sarshar. N, Wu. X, " On Wavelet compression of self-similar processes" IEEE Data Compression Conference, PP. 563, 23-25, March (2004).
- [9] T. Guofang, L. Derong, Can Zhang, " A new compression algorithm for medical images using wavelet transform" IEEE Networking, Sensing and Control, 2005 Proceedings, PP. 84-89, March (2005).

저자소개



박 영 일(Yong-Ri Piao)

2003년 JiLin University, 통신공학과
(공학사)
2005년 부경대학교, 정보통신공학
과(공학석사)

2005년 부경대학교, 정보통신공학과 박사과정
※ 관심분야: 영상처리, 워터마킹, Cellular Automata론



김 석 태 (Seok-Tae Kim)

1983년 광운대학교, 전자공학과(공
학사)
1988년 Kyoto Institute of Technology,
전자공학과(공학석사)

1991년 Osaka 대학, 통신공학과(공학박사)
1999년 Univ. of washington, (방문교수)
1991년-현재 부경대학교 공과대학 정보통신공학과
재직 (교수)
※ 관심분야:
영상처리, 패턴인식, Cellular Automata론