

선 양자화법에 의한 웨이블릿 영상압축

Yongri Piao · 김석태*

*부경대학교

Pre-quantized Image Compression using Wavelet Transform

Yongri Piao · Seoktae Kim*

*Pukyong National University

E-mail : pyr-bww@hanmail.net

요 약

본 논문에서는 복원이 가능한 웨이블릿 변환을 사용한 통합된 손실 압축 방법을 제안한다. 제안한 알고리즘은 우선 원 영상에 선 양자화 과정을 진행하여 그레이 레벨의 수가 원 영상과 일치한 영상을 구성한다. 양자화 된 원 영상에 웨이블릿 변환 필터를 적용하여 대역분할을 한다. 가장 낮은 대역의 부호화는 재구성된 영상의 전체화질에 가장 큰 영향을 미치는 것을 고려하여 예측기를 사용한 허프만 부호화를 이용한다. 제안된 알고리즘에 의해 재구성된 영상들은 JPEG 및 선양자화 없이 원 영상의 웨이블릿 계수들을 부호화 하는 방법에 비해 높은 PSNR을 보였다. 선양자화 과정을 사용함으로써 최대에러를 조절 할 수 있으며 대규모 영상압축에 유용할 것으로 기대된다.

ABSTRACT

This paper proposed the method to images of losses using restorable wavelet transformation. The algorithm proposed in this work starts by processing the pre-quantizer on the original images to organize an image that matches the gray level. The wavelet transformation filter to the original image which is already pre-quantized in order to segment bands. Considering the lowest coding of bands influencing the most to the overall condition of the reconstructed image, it only uses the Huffman coding using prediction. Reconstructed images by proposed algorithm showed higher PSNR when coding images of JPEG or non pre-quantized images. Applying pre-quantizer can control the peak errors and is expected to be useful at mass image compression.

키워드: 선 양자화, Wavelet Transform, Huffman coding, PSNR

1. 서 론

국제 영상압축 표준인 JPEG는 압축비에 비해 손실이 크고 edge부분에서 블록현상이 있는 반면, 무 손실 압축은 압축비가 높지 않는 단점이 있다. 이러한 단점으로 극복하기 위하여 1980년 Morlet가 처음 웨이블릿[1],[2],[3] 이론을 제출하였다. 웨이블릿 변환은 Fourier변환을 기반으로 한 DCT 변환과는 달리 시간과 주파수 영역에서 신호에 대한 국부적 변환으로 분석하고자 하는 신호의 일부분에만 변환을 적용할 수 있다. 웨이블릿 변환의 여러 가지 장점으로 현재 영상처리

의 많은 영역에 적용되고 있다. 웨이블릿 변환을 이용한 영상압축[4],[5]은 신호를 원하는 레벨로 분해하여 필요한 부분만을 코딩하여 압축을 완성함으로써 신호의 실시간 처리의 요구에 부합된다. 따라서 웨이블릿 변환을 기반으로 영상의 중복성을 효과적으로 제거하여 높은 압축비를 얻는 반면 복구 시 재구성 영상에서의 왜곡을 최소화 할 수 있는 알고리즘을 연구하여 왔다.

본 논문에서는 압축에서 최대 에러를 일정한 범위내로 제한하기 위하여 선양자화를 거친 후 웨이블릿 변환을 사용한 알고리즘을 제안하였고, 부호화시에 zero값이 많이 나오는 것을 고려하여

허프만 부호화를 하였다. 256 × 256 크기의 256 그레이레벨을 가지는 영상들을 모의실험을 한 결과 웨이블릿에 의한 영상 압축 방법은 낮은 비트율에서 뿐만 아니라 높은 비트율에서도 PNSR 측면에서 JPEG 보다 향상된 결과를 나타냈다.

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 $\psi(x)$ 를 이용하여 와 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 이산화시킨 것으로 웨이블릿 변환 및 역 변환은 식(2)과 (3)와 같이 주어진다.

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

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

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

대역 분할된 영상의 대역폭은 원영상의 대역폭의 반으로 줄어들기 때문에 Nyquist sampling 정리에 따라 sampling 간격이 2배 증가하게 되므로 decimation 이 필요하다. 반면 대역 분할된 영상들로부터 원 영상을 재구성할 경우 interpolation 이 필요하며, 이 과정은 보통 샘플과 샘플 사이에 0을 삽입한 후 복원필터를 이용하여 이루어진다. 웨이블릿을 이용한 영상압축에서는 보통 저대역통과 필터와 고대역통과 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 \hat{h}_n , \hat{g}_n 으로 나타낼 때 완전복원을 위한 필터의 조건은 식 (4), (5)와 같다.

$$\hat{g}_n = (-1)^n \hat{h}_{-n+1} \quad (4)$$

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

III. 웨이블릿 변환 부호화

1. 원 영상의 전처리 양자화

영상의 최대 에러를 일정한 범위내로 제한하는 것은 복구 시 영상의 진실성에 있어서 매우 중요하다. 웨이블릿 변환을 수행한 후에 나온 계수 값들을 양자화 할 경우 복호화시에 최대 에러를 제한하기가 어렵다. 때문에 웨이블릿 변환 전에 영상을 양자화하는 전처리 과정을 사용한다. 일정한 양자화 레벨로 양자화된 영상에 웨이블릿 변환한 후 무손실 부호화 하여 역 양자화 과정을 거침으로써 최대 에러가 일정한 크기로 제한된 재구성된 영상을 얻는다. 기존의 양자화 방법은 다음과 같다.

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

여기서 γ 는 원영상의 픽셀 값이면, $P(\gamma)$ 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.

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

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

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 Fig.1과 같은 10개의 분할된 대역을 얻는다.

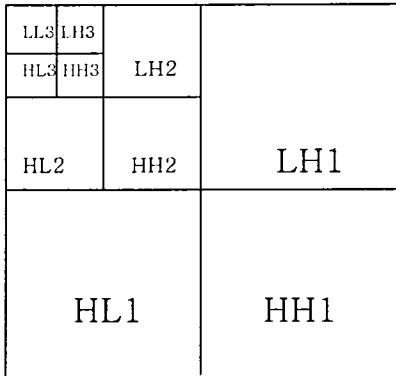


Fig. 1. 고대역 및 저대역 통과 필터를 이용한 웨이블릿 대역분할

Fig. 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. Fig. 2는 Simulation에서 사용한 Lena영상을 Table 1의 대역분할 필터를 사용하여 대역분할 한 영상을 나타낸 것이다. Fig.2에서 보면 LL3 대역 영상은 원영상과 비슷한 형태를 보이고 있고, 나머지 대역의 영상들은 신호의 크기가 작으면서 방향성의 edge를 보이고 있다. 대역분할 영상들은 복구필터로 복구할 경우에 완전한 복구가 가능하므로 PSNR은 무한대가 된다.

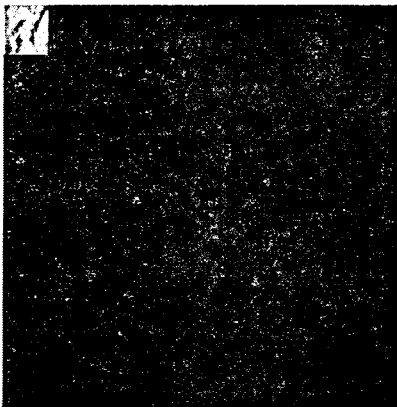


Fig. 2. 웨이블릿 필터를 사용하여 대역 분할한 영상

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 사용한 영상압축은 대역분할 영상을 가장 낮은 대역인 LL3와 나머지 대역들의 두 가지로 나누어 부호화하였다. LL3 영역은 전체 대역 중에서 에너지를 가장 많이 함유하고 있고, 또한 원영상과 비슷한 성질을 보이고 있으므로 식 (9) 로 주어지는 예측기를 사용하여 오차 신호를 구성한 후 허프만 부호화를

하였다.

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

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

고대역 신호는 zigzag scan을 거쳐 1차원 신호로 재배열 하였다. HL과 LH영역이 수직 및 수평의 edge 성분을 많이 포함하는 것을 고려하여 scan방향을 Fig. 3과 같이 하였다. HH의 경우 대각방향의 특성이 현저하지 않아 LH 영역과 동일하게 scan 하였다.

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 부호화를 적용하였고, 분류 내에서의 크기는 고정 크기의 이진부호를 사용하였다.

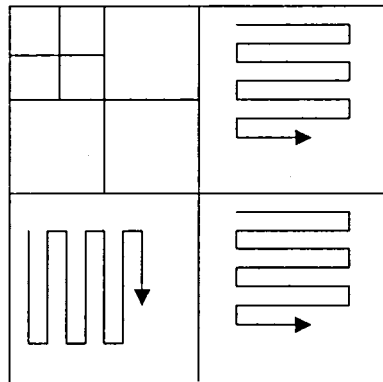


Fig. 3. 저역 및 고역 통과 필터 적용 방향에 따른 가로 및 세로 방향의 지그재그 스캔

IV. 시뮬레이션 결과

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

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

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

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 얼마만큼 떨어졌는가 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.






Table.1은 본 논문에서 사용한 7-9 tap Daubechies [6] 웨이블릿 필터를 나타낸 것이다.

Table.1 웨이블릿 필터

n	0	± 1	± 2	± 3	± 4
\hat{h}_n	0.602949	0.266864	-0.078223	0.016864	0.026749
\check{h}_n	0.557543	0.295636	-0.028772	0.045636	0

제안한 웨이블릿 변환을 이용한 재구성 영상과 선양자화 없이 재구성한 영상, JPEG로 재구성한 영상을 정량적인 비교를 위하여 최대신호 대 잡음비 및 압축비를 Table.2에 나타냈다. 볼 수 있듯이 제안한 알고리즘에 의해 재구성된 영상은 비슷한 비트율에서 선 양자화 없이 재구성한 영상이나 JPEG으로 재구성한 영상보다 정량적인 PSNR에서 향상 되었음을 알 수 있다.

Table.2 8:1로 영상을 압축한 실험결과

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

V. 결론

웨이블릿 변환은 기존의 변환 방식들과는 달리 영상을 위치와 공간 주파수의 영역에서 표시하기 때문에 급격히 변화하는 edge등을 나타내는데 있어서 기존의 방식들에 비하여 보다 효율적이다. 본 논문에서는 압축효율을 높이기 위하여 전처리 양자화 과정을 수행하였으며, 양자화 된 원 영상에 웨이블릿 변환 필터를 적용하여 대역분할 하였다. 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 그레이 레벨을 갖는 256×256 크기의 영상들에 압축을 적용한 결과 무손실에 가까운 압축($PSNR > 35$ dB)에서 국제표준인 JPEG 방법보다 $PSNR$ 이 더 향상된 성능을 보였다. 앞으로 본 논문 제 제안한 방법을 동영상 압축에 적용시키는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies. "Image Coding Using Wavelet Transform." IEEE Trans. Imag. Proc. Vol 1, PP.205-220, (1992).
- [2] O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelet and Signal Processing," IEEE Signal Processing Magazine, PP.14-38, (1991).
- [3] A. S. Lewis and G. Knowles, " Image Compression Using the 2-D Wavelet Transform," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.1, no. 2, (1992).
- [4] B. zandi, J. Allen, E.schwartz, and M. Boliek, "CREW: Compression with reversible embedded wavelet," IEEE Data Compression Conference, (Snowbird, Utah), PP.212-221, March (1995).
- [5] A. Said and W. pearlman " An image multiresolution representation for lossless and lossy compression," IEEE Trans. Imag. Proc. Vol. 5, PP.1303-1310 (1996).
- [6] I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, Vol. 61,CBMS-NSF Regional Conferences Series in Applied mathematics. SIAM Press, Philadelphia (1992).