

웨이브릿 변환계수들의 대역별 상관관계를 이용한 영상압축 방법

박 원 배[†] · 안 재 형^{††}

요 약

본 논문은 다해상도 웨이브릿 변환 영상에 대해 각 대역간의 상관관계와 대역내의 상관관계를 이용한 정지 영상 압축 알고리즘을 제안한다. 기존의 대역분할 방식은 각 대역의 계수값의 특성을 이용한 부호화 방식과 대역간의 상관관계만을 이용했던 것과는 달리 본 논문에서는 대역간의 상관관계뿐만 아니라 대역내의 이웃하는 픽셀간의 상관관계를 이용했다. 즉, 제안한 방식은 대역내의 계수들을 2×2 블록으로 해서 각 블록을 루트노드로 대역간의 상관관계를 이용했다. 만약 LL대역내의 2×2 블록내에 기준 임계치를 초과하는 계수가 존재치 않을 때는 블록 전체를 하나의 심볼로 부호화 함으로서 위치정보의 부호화 수를 줄여 부호화의 효율을 증가시켰다. 위치정보의 부호화를 위해 적응형 산술부호화를 사용하여 부호화 하였다. 또한 높은 압축율을 위해 Antonini 의 9/7 tap biorthogonal 웨이브릿을 사용했고 이에 따른 실험결과 같은 비트율에서 JPEG 시스템보다 3.4dB 의 성능향상을 보였다.

An Image Compression Technique Using Inter/Intra-Subband Correlations between the Wavelet Transformed Coefficients

Won-Bae Park[†] · Jae-Hyeong Ahn^{††}

ABSTRACT

This paper proposes an image compression technique using inter/intra-subband correlations between the wavelet transformed coefficients. It exploits a 2×2 block of transformed coefficients in LL-subband as a root node. If a block has not significant coefficients then the block is coded using only one symbol to increase the coding efficiency. Also the position informations are coded by the adaptive arithmetic coding. Results of Simulation show that the proposed method provides better performance more 3.4 dB than the JPEG compression method.

1. 서 론

지난 10여년동안 정보의 저장매체나 전송기술은 괄목할 만한 성장을 이루었다. 디지털 정지영상이나 동

영상은 현재의 멀티미디어 통신에서 중요한 부분을 차지하고 있다. 디지털 영상은 전송을 위해 큰 대역과 저장매체를 필요로 한다. 이에 따른 해결책으로 효율적인 영상 압축 기법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. ISO(International Standard Organization)는 최근에 정지영상과 동영상에 대한 JPEG 과 MPEG 표준을 제정했다.^[1] 이 표준들은 작은 영상 블록을 DCT

[†] 준 회 원 : 충북대학교 대학원 정보통신공학과

^{††} 정 회 원 : 충북대학교 정보통신공학과 교수

논문접수 : 1997년 9월 23일, 심사완료 : 1998년 10월 13일

변환을 해서 압축하는 방식을 택하고 있다. 그러나 DCT 코딩은 블록 효과(block effect)와 고압축시에 복원된 영상에 나타나는 aliasing 왜곡 등의 단점을 가지고 있다. 이러한 단점의 해결책으로 J.Goupillaud, J.Morlet, A.Grossman 등은 웨이브릿을 사용하였다.^[2] 웨이브릿이란 단일 원형함수(Prototype function)에 기반을 둔 국부 푸리에 변환에서의 복소지수의 변조를 스케일 동작으로 대체한 것이다. 자승적분 가능한 직교 베이스(basis)를 구성하는 웨이브릿과 그 밖의 웨이브릿이 Meyer, Daubechies, Battle, Lemarie 등에 의해 만들어졌다. 특히, Mallet^[3]과 Meyer에 의해 만들어진 웨이브릿의 형식화는 다해상도 분해를 위한 웨이브릿의 골격을 이루었다. 그리고 Daubechies^[4] 계열의 웨이브릿은 디지털 신호처리에서 사용되는 필터뱅크와 상당히 밀접한 관련이 있다.

Mallat^[5]은 웨이브릿 변환을 사용하여 DCT 변환에 나타나는 블록 효과를 개선하고, 인간의 시각 특성에 맞는 영상부호화를 행할 수 있었으며, 또한 점진적 전송에 있어서도 매우 적합한 방식을 보여 주었다. 그 후 Antonini^[6]는 보다 높은 압축을 하기 위하여 영상을 다해상도로 웨이브릿 변환한 후 최고주파 부분의 대각성분의 부영상은 전송하지 않고, 수평 및 수직 성분의 부영상과 그 다음의 고주파 성분의 수평, 수직, 대각성분의 부영상을 벡터양자화를 이용해 부호화하고 최저주파대역은 PCM 방식을 이용해 부호화 하였다. 또한 Shapiro^[7]는 이 방식에 대역간의 상관관계까지 이용하였다. 즉, 최저주파 대역에 있는 계수가 어떤 임계치 이하일 때 다음의 대응되는 낮은 스케일 대역의 계수도 역시 작을 것이므로 영상 정보의 대부분이 집중되어 있는 최저주파 대역과 주로 에지 정보를 가지고 있는 다른 대역들만을 부호화 하는 것이다.

본 논문에서는 이러한 상관관계를 대역간의 상관관계 뿐만 아니라 같은 대역내의 상관관계까지 이용하는 것을 제안하였다. 즉, 최저주파 대역의 계수를 독립적으로 이용하지 않고 2x2 블록으로 나누어 각각의 블록 단위를 주체로 부호화 방식을 적용하였다. 만약 블록 내에 각 임계치를 초과하는 계수가 존재할 때는 블록 내의 중요계수의 위치정보를 부호화하고 중요계수를 별도의 목록(subordinate list)으로 위치정보와 크기를 전송해 다음 임계치의 값에 따라 부호화를 실행한다. 만약 블록 내에 중요계수가 존재하지 않을 때는 블록 전체를 하나의 심볼로 부호화 함으로서 위치정보의 부호

화의 수를 줄여 부호화의 효율을 증가시켰다. 그리고 위치정보의 부호화에는 적응산술부호화^{[8][9]}를 사용해 압축효율을 증가시켰다.

2. 웨이브릿변환을 이용한 영상의 다해상도 표현

웨이브릿은 $\Psi(x)$ 로 정의되는 mother 웨이브릿을 변이시키고, 확대, 축소시킴으로서 얻어지는 함수들의 집합이다. 즉 웨이브릿 기저함수는 다음 식과 같이 표현된다.

$$\psi_{(s,l)}(x) = 2^{-s/2} \psi(2^{-s}x - l) \quad (1)$$

변수 s 와 l 은 mother 웨이브릿을 변이와 확대, 축소시킴으로서 웨이브릿을 발생시키는 정수이다. scale 인덱스 s 는 웨이브릿의 폭, 즉 웨이브릿 기저의 크기를 조정하고 위치 인덱스 l 은 웨이브릿 기저의 위치를 조정한다. s 가 작으면 시간축 상에서 좁은 구역에 놓이게 되며 Heisenberg의 불확실성 원리에 의해 주파수 축에서는 넓은 영역을 차지한다. 따라서 $\Psi(x)$ 를 고주파수 대역에서는 세밀한 해상도를 가지게 하고 낮은 주파수에 대해서는 상대적으로 거친 시간 해상도를 가지게 하면 긴 저주파수 성분에서 갑자기 나타나는 고주파 성분이 섞인 신호의 경우에도 쉽게 처리 할 수 있다. 따라서 대부분의 자연 영상의 경우 화소의 값이 천천히 변해가며, 어느 순간 물체의 가장자리 부분에서 화소의 값이 바뀔을 생각하면 웨이브릿 변환을 영상 압축에 이용함으로써 윤곽을 뚜렷이 살리면서도 최대한 압축이 가능함을 알 수 있다.^[10]

영상신호처리에 주로 사용되는 웨이브릿은 크게 직교 웨이브릿과 쌍직교 웨이브릿(biorthogonal wavelet)의 두 개의 부류로 나눌 수 있다. 직교 웨이브릿은 직교 기저로부터 구현된다. 직교 웨이브릿은 분석 필터뱅크와 합성 필터뱅크가 똑같은 웨이브릿 함수로부터 유도된 것으로서, 각 대역의 충격 응답사이에는 다음과 같은 관계식을 만족한다.

$$\langle h_i(n-2l), h_j(n-2k) \rangle = \delta_{ij} \delta_{lk} \quad (2)$$

영상 부호화에 있어서 직교 웨이브릿의 가장 중요한 성질은 FIR 필터에 대응되는 compact support 이다. 이러한 compact support 웨이브릿은 Daubechies

에 의해 만들어 졌고 Mallat 에 의해 빠른 계산 알고리즘이 만들어졌다. 그러나, 이 직교 웨이브릿의 가장 큰 단점은 비대칭성에 있다. 이러한 단점은 FIR 필터와 관련 있는 비선형을 의미한다. 따라서 웨이브릿 subband 의 경계부분에 예러가 생긴다. 이러한 단점을 보완한 것이 쌍직교 웨이브릿이다. 쌍직교 웨이브릿은 분석 필터 बैं크와 합성 필터 बैं크가 각각 다른 웨이브릿 함수로부터 유도된 경우로, 각 대역간의 직교성이 성립되지 않고 분석 필터와 합성 필터 사이에 직교성이 성립한다. 쌍직교 웨이브릿은 대칭성과 compact support 의 성질 모두를 만족한다. 쌍직교 웨이브릿을 영상 신호에 적용할 때 분해와 합성시 서로 다른 필터 쌍이 사용된다. 또한 쌍직교 웨이브릿은 다음의 조건을 만족한다.

$$\langle \Psi_m, n(t), \Psi_{k-1}(t) \rangle \geq \delta [m-k][n-1] \quad (3)$$

웨이브릿 변환의 가장 큰 장점중의 하나는 뛰어난 time-scale 국부성(localization)을 이용해 다양한 해상도로 신호를 표현, 분석하는 것이다. 웨이브릿에서 scale은 푸리에 영역에서의 주파수 개념과 유사하다. 단지 웨이브릿에서는 주파수 밴드의 폭이 지수적으로 변한다는 것이 차이점이다.

웨이브릿 변환을 2차원 영상에 적용 하였을 때 4개의 성분으로 나누어 진다. 그림1의 과정을 통하여 4개의 성분으로 나누어진다. 즉, 시각에 민감하고 정보의 대부분을 가지고 있는 저주파 성분과 수직성분, 수평 성분, 대각 성분으로 나누어 진다. 영상 $f(x,y)$ 는 x 방향으로 필터링 되어져 저주파성분인 $f_L(x,y)$ 와 고주파 성분인 $f_H(x,y)$ 로 나누어진다. $f_L(x,y)$ 와 $f_H(x,y)$ 의 대역은 원 신호의 반이기 때문에 x 방향으로 downsample를 해주었다. 그리고 $f_L(x,y)$ 와 $f_H(x,y)$ 을 다시 y 방향으로 필터링 함으로서 4개의 부영상을 얻는다. 즉, $f_{LL}, f_{LH}, f_{HL}, f_{HH}$ 의 4개의 부영상을 얻는다. 2차원 필터링 과정을 거친 4개의 부영상은 각각 평균신호와 각 방향의 세부적인 신호들을 나타낸다. f_{LL} 는 영상의 수평성분을 강조하고, f_{HL} 은 수직성분을, f_{HH} 는 대각 성분을 강조한다. 이에 대한 웨이브릿과 scale 함수의 관계는 식4.a - 식4.d와 같다.

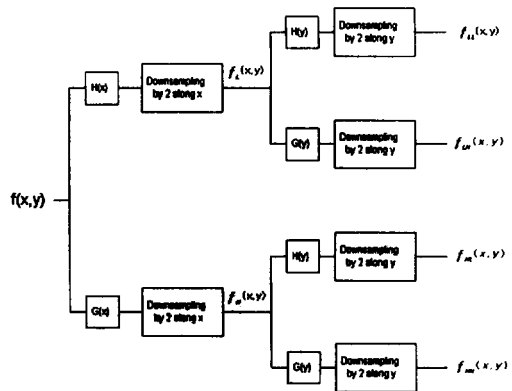
$$\Phi(x, y) = \phi(x)\phi(y) \quad (4.a)$$

$$\Psi_1(x, y) = \phi(x)\Psi(y) \quad (4.b)$$

$$\Psi_2(x, y) = \Psi(x)\phi(y) \quad (4.c)$$

$$\Psi_3(x, y) = \Psi(x)\Psi(y) \quad (4.d)$$

2차원 역웨이브릿 변환은 그림 1의 역과정으로 영상을 다시 복원한다. 평균과 각 방향의 세부적인 영상들을 y방향으로 upsampling 한 후 각각의 영상들을 y 방향으로 적절히 필터링 한다. 이런 과정이 다시 x 방향으로 이루어져 최종적인 복원된 영상을 얻는다.^[11]



(그림 1) 2차원 웨이브릿 변환의 블럭도
(Fig. 1) Block diagram of the 2-D forward wavelet transform

3. 대역별 웨이브릿 계수들의 상관관계

본 논문에서는 다해상도 표현이 가능하고 에너지 집중현상이 좋은 웨이브릿 변환을 사용하여 영상을 다해상도로 분해한 후 영상정보의 대부분을 가지고 있는 LL대역과 주로 에지 정보를 가지고 있는 나머지 대역들간의 상관관계를 이용한 방식을 사용했다. 만약 LL 대역내의 계수 값이 어떤 임계치 보다 작을 때 보다 낮은 scale에서의 같은 공간적 대응관계를 가진 계수들도 역시 주어진 임계치보다 작을 것이라는 예측을 이용한다. Shapiro의 알고리즘은 LL 대역내의 각각의 계수들을 루트노드로 하고 다음 대역의 4개의 계수들을 자식으로 해서 트리를 구성하는 방식을 사용했다. 그림 2는 웨이브릿 변환의 대역별 상관관계를 나타낸 그림이다. 즉 Lena의 눈을 중심으로 각 대역간의 공간적 대응을 나타내었다. 만약 LL 대역내의 Lena의 눈 부근의 계수값들이 임의의 임계치보다 크다면 다음의 대응되는 대역들의 값 역시 그 대역내에서는 중요 계

수값을 가짐을 알 수 있다. 또한 만약 임계치보다 작고 다음의 대응되는 대역들 역시 임계치보다 작다면 LL 대역내의 좌표값만을 부호화하고 다음 대역내의 좌표값들은 부호화에서 제외된다. 따라서 부호화의 효율은 증가한다. 그러나 Shapiro의 알고리즘은 같은 대역들 내에서의 이웃하는 계수들의 관계를 충분히 활용하지 못했다. 또한 논문[12]는 저역 분할 신호를 다른 고역 분할 신호들과 구별하여 DPCM을 이용해 부호화하는 방식을 이용했다. 그러나 저역과 고역 분할 신호 사이의 관계를 이용하지 못했다. 본 논문에서는 저역 분할 신호 역시 같은 부호화 방식을 취했다.



(그림 2) Lena 영상의 3 레벨 웨이브릿 분해
(Fig. 2) A 3-level wavelet decomposition of the Lena image

표 1은 Lena 512x512 영상을 3 level(그림 3)로 웨이브릿 변환을 한 후 최초의 임계치가 2048 일때의 계수값의 분포를 나타내고 있다. 표 1에서처럼 영상에너지의 대부분이 저주파 대역에 집중됨을 알 수 있다. 따라서 처음에는 임계치를 크게 두어 중요한 계수를 먼저 부호화하고 점차적으로 임계치를 줄여 다음으로 중요한 계수를 부호화 한다. 그러므로 고압축시에도 저주파대역의 중요한 계수들이 먼저 부호화 되어지므로 영상 복원시 효율적이다. 따라서 영상의 점진적 전송에 응용이 가능하다.

1번	2번	5번							
3번	4번				8번				
6번		7번							
		9번					10번		

(그림 3) 3 레벨 분해도
(Fig. 3) 3-level decomposition

<표 1> 3레벨분해시 웨이브릿 계수 분포
<Table 1> A wavelet coefficients distribution in 3 level

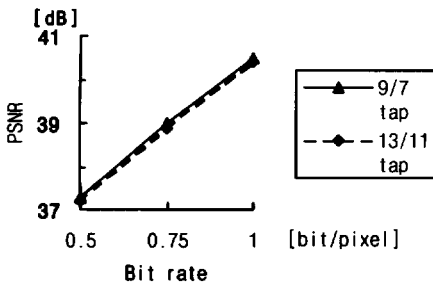
대역 Thres.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2048	28									
1024	105									
512	267									
256	542	29	1		1					
128	1026	245	58	56	36	7				
64	1579	635	262	253	451	127	51	5		
32	2190	1188	594	607	1375	610	440	456	42	1
16	2775	1758	1086	1017	2863	1563	1392	2401	600	90
8	3282	2398	1711	1587	4972	3280	2922	6683	3547	1334
4	3667	3091	2512	2380	8307	6550	6023	17861	13139	8507

표 2는 비트율이 0.5bpp 일 때의 각 level에 따른 Lena 영상의 PSNR 이다.

〈표 2〉 레벨에 따른 PSNR 비교(단, 0.5bpp시)
(Table 2) The comparison of PSNR in each level(0.5bpp)

	3 Level	4 Level	5 Level	6 Level
PSNR(dB)	36.96	37.18	37.27	37.12

본 논문에서는 효율이 좋은 2개의 웨이브릿을 적용했다.^[13] Antonini의 9/7 tap biorthogonal wavelet 과 13/11 tap biorthogonal wavelet을 사용했다. 실험 결과 Antonini가 제안한 9/7 tap biorthogonal wavelet 이 제안된 부호화 방식에 더 효율적이었다. 그림 4는 두 웨이브릿을 제안된 부호화 방식에 적용했을 때의 PSNR 결과이다. 또한 표 3은 이 논문에서 사용된 분해와 합성시의 저주파 필터 계수값이다.



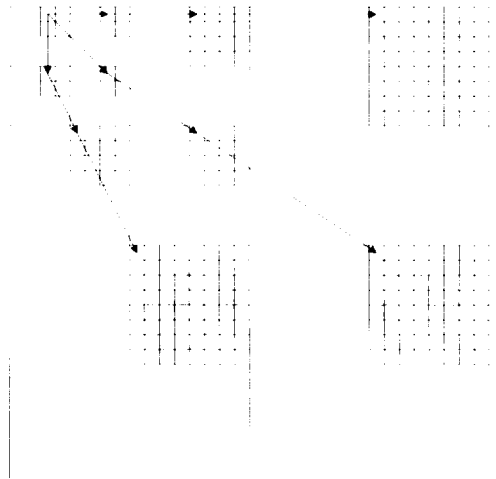
(그림 4) 웨이브릿에 따른 PSNR 비교
(Fig. 4) The comparison of PSNR in each wavelet

〈표 3〉 9/7 tap 웨이브릿 필터 계수(저주파성분)
(Table 3) The 9/7 tap wavelet filter coefficients(Lowpass)

	Length	Filter coefficients
Analysis	9	.852699, .377402, -.110624, -.023849, .037828
Synthesis	7	.788486, .418092, -.040689, -.064539

4. LL대역내 웨이브릿 계수들의 상관관계

원 Lena영상에는 이웃하는 픽셀에 많은 상관성이 존재한다. LL대역의 계수값으로 구성된 영상은 앞서의 그림 2에서와 같이 원 Lena영상의 간축된 영상으로 볼 수 있으므로 이웃하는 계수값 사이의 상관성이 존재한다. 따라서 LL대역내의 각각의 계수값을 하나의 루트노드로 두지 않고 2x2의 블록으로 구성하면 루트노드의 수를 줄일 수가 있다.



(그림 5) 2X2 블록의 공간적 상관관계
(Fig. 5) Spatial correlation of 2x2 block

즉 그림 5에서와 같이 LL 대역의 2x2 블록중 루트노드가 되는 좌표를 중심으로 같은 블록내의 4개 좌표의 계수값을 조사해서 주어진 임계치보다 4개의 계수가 모두 작다면 그 나머지 하위의 모든 공간적 상관관계를 가진 모든 좌표값이 하나의 심플에 의해서만 부호화 되어 효율을 증가시켰다. 만약 블록내의 계수값이 임계치 이상일 때는 그 해당 좌표는 subordinate list로 보내어 그 값을 부호화하고 하위의 블록들은 다시 하나의 루트 노드가 되어 다음 임계치 값에 따라 같은 부호화 과정을 거친다. subordinate list에 있는 계수들의 중요 계수 양자화 방법은 연속 근사화 스칼라양자화 (Successive approximation scalar quantization^[7])를 사용해 양자화했다. 그리고 LL 대역내의 계수값들의 평균을 구해 각각의 계수에서 평균값을 빼줌으로써 최대 계수의 크기를 표현하는 비트수를 줄여 주었다.

최대 계수값을 표현하는데 k비트가 소요된다고 할 때 i번째 단계에서의 임계치의 값은 식(5)와 같이 표현된다.

$$T_i = 2^{k-i} \quad (5)$$

즉, 첫 번째 중요계수의 값을 찾기 위한 초기 임계치값은 T_1 이 되며 다음번 중요계수는 앞서의 임계치값의 반인 T_2 를 기준으로 한다. 이러한 방식으로 각 임계치에 맞는 중요계수를 판별한다. 마지막으로 중요계수의 위치정보는 적응형 산술 부호화를 사용해 부호화하였다.

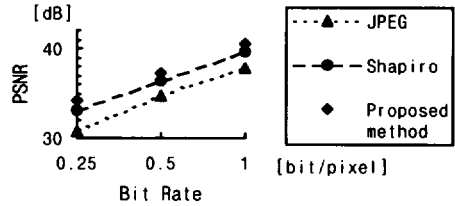
5. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안된 방법의 성능 실험을 위해 512x512 해상도 및 256 계조도를 갖는 흑백 Lena 와 Barbara 영상을 사용하였다. 제안된 부호화 방식의 효율에 대한 실험과 분해 level에 대한 효율, 그리고 2개의 웨이브릿에 대한 효율을 조사하였다. 그래서 최종적으로 제안된 방식의 성능평가를 구했다. 본 논문에서는 객관적 화질 성능을 평가하기 위해 식 (6)과 같이 원영상과 복원영상의 MSE에 대한 평균값을 이용한 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad [dB] \quad (6)$$

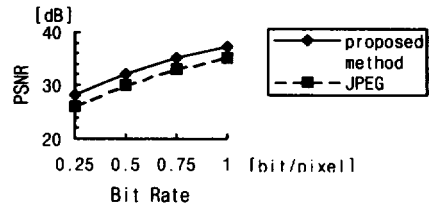
앞서의 실험결과를 비교해 볼 때 최적의 압축효율을 내기 위해 본 논문에서는 9/7 tap biorthogonal wavelet을 사용해 영상을 5 level 로 분해해서 제안된 부호화 방식을 적용했다. 그림 6은 제안한 부호화 방법과 JPEG, Shapiro의 결과를 이용해 비교하였다. 최적의 압축효율을 내기 위해 제안한 부호화 방식은 중요한 정보를 먼저 부호화 함으로서 고압축인 경우에도 JPEG에 비해 3.4 dB 효율이 더 좋았고 Shapiro의 방식보다 1dB 정도의 성능 향상을 이루었다. 고주파 성분이 많은 Barbara 영상에 대해서도 제안한 방식이 역시 JPEG 에 비해 좋은 성능을 보여주었다. 그림 7은 Barbara 영상에 대해 제안한 방식과 JPEG의 성능 비교를 나타낸 그림이다. 그림 8은 512x512 해상도의 256 계조도를 갖는 Lena의 원 영상이다. 그림 9와 그림 10은 해당 비트에서 제안된 부호화 방식을 적용한

후 복원된 영상과 JPEG 부호화 방식의 복원된 영상을 나타내고 있다. 0.25bpp에서 제안된 부호화 방식이 JPEG 방식보다 시각적으로 나음을 나타내고 있다.



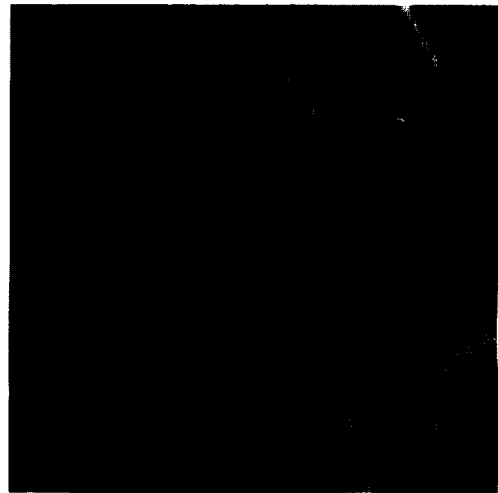
(그림 6) Lena 영상에 대한 제안한 부호화 방법과 JPEG의 성능 비교

(Fig. 6) The Performance comparison of proposed method and JPEG on Lena image

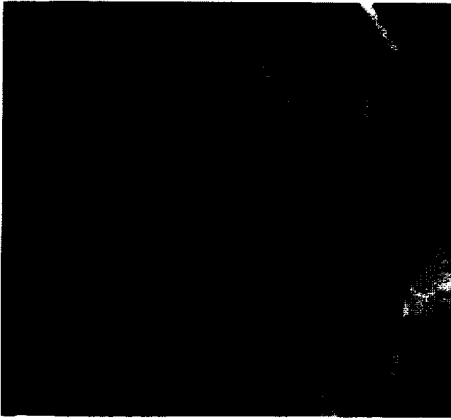


(그림 7) Barbara 영상에 대한 제안한 부호화 방법과 JPEG 과의 성능 비교

(Fig. 7) The performance comparison of proposed method and JPEG on Barbara image



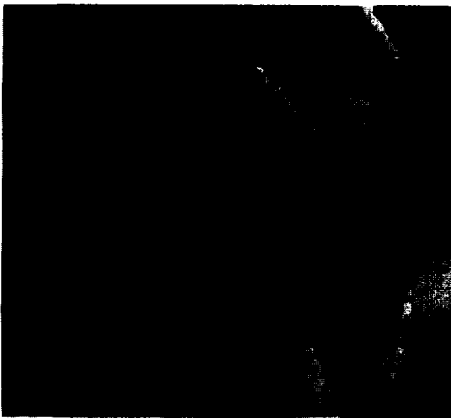
(그림 8) Lena 원영상
(Fig. 8) Original Lena image



(a) 제안한 방식(0.25bpp)
(a) Proposed algorithm



(a) 제안한 방식(1.0bpp)
(a) Proposed algorithm



(b) JPEG(0.25bpp)
(b) JPEG algorithm



(b) JPEG(1.0bpp)
(b) JPEG algorithm

(그림 9) 제안한 방식과 JPEG의 복원영상(0.25bpp)

(Fig. 9) Reconstructed Lena image(0.25bpp)

(그림 10) 제안한 방식과 JPEG의 복원영상(1.0bpp)

(Fig. 10) Reconstructed Lena images(1.0bpp)

6. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 변환을 거친 영상에 대해 대역별 상관관계와 대역내의 상관관계를 이용하여 영상을 효율적으로 부호화하는 방법을 제시하였다. 또한 좋은 압축효율을 내기 위해 사용한 웨이브릿과 분할 level에 대해서도 알아보았다. 즉, 9/7 tap biorthogonal 웨이브릿과 5level 대역 분할시에 제안된 알고리즘을

적용했을 때 최적의 압축효율을 내었다.

계층적 시스템에서 같은 공간적 위치내의 같은 공간적 기원을 갖는 웨이브릿 계수들의 유사성을 이용했다. 즉 LL대역내의 계수가 기준 임계치 이하일 때 다음의 대응되는 낮은 스케일 대역의 계수도 역시 작을 것이라는 특성을 이용한 방법을 사용했다. 또한 LL대역내의 픽셀들을 하나의 독립적인 루트 노드로 보지 않고 2x2 블록으로 묶어 부호화하는 방법을 채택함으

로서 부호화 효율을 개선하였다. 특히 고압축시 LL대역외의 다른 대역내의 픽셀값들은 거의 대부분이 기준 임계치 이하이므로 이들을 블록화 함으로서 부호화 효율은 기존의 방법보다 더 효율적이다. 각 블록의 루트노드와 블록내의 중요계수의 위치 부호화를 위해 적응형 산술부호화를 사용해 부호화 성능을 향상시켰다. 512x512 해상도 및 256 계조도를 갖는 Lena 영상에 대해 0.25bpp에서 JPEG 에 비해 3.4dB, Shapiro 에 비해 1dB의 성능 향상을 이루었다. 또한 고주파 성분이 많은 Barbara 영상에 대해서도 0.5bpp 시 JPEG과 Shapiro 에 비해 각각 2dB, 1.4dB의 성능향상을 보였다.

앞으로 본 논문에서 제안한 방법을 동영상에 적용시키는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] W.B.Pennebaker, J.L.Mitchell, JPEG Still Image Data Compression Standard, VNR, NewYork, 1993.

[2] Martin Vetterli and Jelena Kovacevic, Wavelets and Subband Coding, Prentice-Hall, 1995.

[3] S. Mallat, "Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L_2(R)$ ", Trans. Amer. Math. Soc, 315:68-87, September, 1989.

[4] I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, SIAM, 1992.

[5] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell., Vol.11, No.7, pp.674-693, July 1989.

[6] M. Antonini, M.Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," IEEE Trans. Image Proc., pp.205-220, April 1992.

[7] Jerome M.Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.41, No.12, pp. 3445-3462, Dec. 1993.

[8] I. H. Witten, Radford M. Neal, and J. G. Cleary, "Arithmetic coding for data compression," Comm. ACM, Vol.30, pp.30-44, June 1987.

[9] Tenkasi V. Ramabadran and David L. Cohn, "An adaptive algorithm for the compression of computer data," IEEE Trans, on Comm, Vol.37, No.4, pp.317-324, April 1989.

[10] 이문호, 염재훈, C언어를 이용한 영상신호처리, 대영사, 1994.

[11] M. L. Hilton, B. D. Jawerth, and A. Sengupta, "Compression still and moving images with wavelets," Multimedia Systems 3., 1994.

[12] 김진수 외, " 웨이브릿변환의 대역별 통계적 특성을 이용한 정지 영상 부호화," 한국통신학회지, 제 20권 제2호, pp.487-501, 1995년 2월.

[13] J. D. Villasenor, B. Bellzer, and J.Liao, "Wavelet filter evaluation for image compression," IEEE Trans. on Image Processing., Vol.4, No.8, pp. 1053-1060, Aug. 1995.



박 원 배

e-mail : nte@inform.chungbuk.ac.kr
 1996년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)
 1998년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학석사)
 1998년~현재 충북대학교 정보통신공학과 박사과정

관심분야 : 영상통신 및 데이터 감축, Watermarking



안 재 형

e-mail : jhahn@cbucc.chungbuk.ac.kr
 1981년 충북대학교 전기공학과 졸업(학사)
 1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
 1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1987년~1989년 충북대학교 정보통신공학과 전임강사
 1989년~1993년 충북대학교 정보통신공학과 조교수
 1993년~현재 충북대학교 정보통신공학과 부교수

관심분야 : 영상통신 및 데이터 감축, 물체의 운동량 검출 및 보상, 인간의 시각효과 및 응용