論 文

Biorthogonal 웨이브릿 변환영역에서 HVS를 이용한 적응 영상 부호화 기법

正會員 金 應 兌* 正會員 金 炯 明*

Adaptive Image Coding Technique using HVS in Biorthogonal Wavelet Transform Domain

Eung Tae Kim*, Hyung Myung Kim* *Regular Members*

要 約

본 논문에서 웨이브릿변환을 이용한 새로운 영상신호 부호화기법을 제안하였다. 웨이브릿 계수들을 시각체계의 민감도에 맞도록 제거하거나 양자화함으로써 영상의 우수한 화질을 유지하면서 높은 감축율을 얻도록 하였다. 웨이브릿 변환영역에서 각 부영상들을 블록으로 나누고 계수들의 통계적인 특성과 주파수 특성들을 이용하여 중요하지 않은 계수들을 제거하였다. 제거된 블록들과 전송되는 블록들의 위치 정보는 지수 분포와 일치되는데 이를 run-length 부호화하였다. 양자화되는 계수들은 일반화된 가우시안분포에 맞도록 가변길이 부호화되어 전송된다. 실험결과 기존의 영상코딩과 비교하여 1.0(b/p)이하의 낮은 전송 비트율에서 좋은 복원된 영상화질을 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

A new image coding technique has been proposed based on the wavelet transform. To achieve lower coding rates and good qualities in reconstructed images, some of wavelet coefficients were removed by thresholding and quantized in accordance with the sensitivity of the human visual system(HVS). For each block of subimages in wavelet transform domain, block thresholding scheme has been used to remove the unimportant wavelet coefficients according to the frequency characteristic and statistical property of wavelet coefficients. The location information of quantized blocks and removed blocks were encoded using run-length coder which is effective for the exponential distribution. Quantized coefficients were encoded using variable length coder which matches well to their distribution. Simulation results show that the reconstructed images maintain high quality with the low bit rate, below 1.0 bits per pel.

*韓國科學技術院 電氣·電子工學科
Dept. of Electrical and Electronics Eng., KAIST
論文番號 : 93-149

I. 서 론

디지틀 영상의 경우 저장에 소요되는 공간이 크고

한정된 채널로 전송이 요구되기 때문에 영상자료 감축을 위한 효과적인 부호화 기술이 요구된다. 최근에 각광받고 있는 다해상도 해석기법(multiresolution analysis technique)[1-3]은 영상신호의 주파수 특성 및 공간영역에서의 정보들을 함께 이용하여 부호화함으로서 높은 영상 압축 및 좋은 영상화질을 얻는다. 기존의 다해상도 기법으로는 QMF(quadrature mirror filter)를 이용한 SBC(subband coding) 기법[4-7]과 최근에 등장한 웨이브릿 변환을 이용한 부호화 기법[8-10]등을 들 수 있다. 이 방식들은 일반적으로 각 부대역(subband)내의 신호의 통계적인 특성을 이용하여 스칼라 양자화하거나 VQ(vector quantization)를 이용하여 부호화함으로서 데이터를 감축한다. 그러나 스칼라 양자화할 경우 비트수를 줄이기 위해 양자화간격을 넓힘으로 이로 인해 양자화 오류가 상대적으로 커져 전체적으로 영상화질이 떨어지게 된다. VQ의 경우는 적절한 코드벡터의 선정으로 이러한 문제점을 해결하였으나 알맞은 코드북(codebook)을 만들기가 힘들고 엣지 영역의 코드벡터가 확률적으로 작기 때문에 엣지부근에서 뭉그러짐이 나타난다. 그러므로 이를 보정하기 위해서 양자화 오류에 관한 시각체계의 민감도를 이용하여 감축, 부호화함으로서 낮은 전송 비트에서 좋은 화질을 얻도록 하였다.

대체적인 인간의 시각체계는 공간적으로 몇개의 방향성을 갖는 주파수 채널들(oriented frequency channels)로 나타낼수 있으며 이들 채널들의 대역폭은 1 옥타브(octave)간격이며, 망막영상의 경우 대수적인(logarithmic) 크기에 근사화한 폭을 갖는 몇개의 주파수 대역으로 분해됨이 연구되었다[2,3]. 웨이브릿 변환에서 임의의 웨이브릿 기저 함수들이 원래의 신호를 대수적인 크기의 대역폭을 가지는 여러개의 주파수 채널로 분해한다[3]. 이는 앞에서 말한바와 같은 시각체계의 모델과 일치함으로 시각체계에 맞는 영상자료 감축이 용이하다.

본 논문에서는 웨이브릿 변환영역내의 통계적인 성질 및 시각적인 특성을 연구하고 이를 통해 시각적으로 중요하지 않은 웨이브릿 변환 계수들을 효과적으로 제거하고 중요한 계수들은 시각체계에 맞도록 양자화하는 적응 부호화방식을 제안하였다. 제 Ⅱ 장에서는 웨이브릿변환과 기존의 영상부호화 기법에 대해서 간단히 검토하고, 제 Ⅲ 장에서 웨이브릿변환을 이용한 새로운 영상부호화 기법을 제안하였다. 제 Ⅳ 장에서는 모의실험 결과를 나타내며, 마지막 장에서 결과 및 고찰로 끝을 맺는다.

Ⅱ. 웨이브릿 변환을 이용한 영상부호화 방식

1. 웨이브릿 변환(Wavelet transform)

Grossman과 Morlet[12,14]에 의해 소개된 웨이브릿(wavelets)이란 임의의 기저함수(base function) $\psi(x)$로 부터 팽창(dilation)과 전이(translation)에 의해 발생되는 함수들을 일컬으며 이산적인 웨이브릿들은 다음 식과 같이 표현된다.

$$\psi_{m,n}(x)=2^{-m/2}\psi(2^{-m}x-n),\quad m,n\in Z \tag{1}$$

m은 팽창에, n는 전이에 관련된 임의의 상수들이며 Z은 정수영역을 나타낸다. 정규직교성(orthonormal) 웨이브릿 기저함수 $\psi_{m,n}(x)$가 존재함을 수학적으로 Daubechies와 Mallat이 증명하였다[1,12-14]. 다해상도 해석에서 사용되는 스케일함수(scaling function) $\phi(x)$로 부터 또다른 정규직교성 기저 함수들 $\phi_{m,n}(x)$는 다음과 같이 정의된다.

$$\phi_{m,n}(x)=2^{-m/2}\phi(2^{-m}x-n),\quad m,n\in Z \tag{2}$$

(2)식의 $\phi_{m,n}(x)$들은 고정된 m에 대하여 서로 정규직교하며 $\phi_{m,n}(x)$가 span하는 벡터공간을 V_m이라고 하면 V_m은 2^m 해상도를 갖는 근사화된 벡터공간이다. 벡터공간 V_m, $m=\cdots, 0, 1, 2, \cdots$은 연속적으로 근사화된 공간들로 $\cdots\subset V_2\subset V_1\subset V_0\subset\cdots$의 관계를 유지한다. 유한한 에너지를 갖고 자승적분 가능한 함수 $f(x)\in L^2(R)$를 V_m공간에 투영하는 연산자를 A_{2^m}으로 나타내면

$$A_{2^m}f(x)=\sum_n a_{m,n}\phi_{m,n}(x) \tag{3}$$

$$a_{m,n}=\langle f(x),\phi_{m,n}\rangle \triangleq \int f(x)\phi_{m,n}(x)\,dx \tag{4}$$

로 나타낼 수 있다.

고정된 m에 대하여 위 (1)식의 $\psi_{m,n}(x)$가 span하는 W_m은 V_m의 V_{m-1}에 대한 직교보수(orthogonal complement) 벡터공간이며, 함수 $f(x)$를 W_m공간에 투영하는 연산자를 D_{2^m}으로 나타내면

$$D_{2^m}f(x)=\sum_n d_{m,n}\psi_{m,n}(x) \tag{5}$$

$$d_{m,n}=\langle f(x),\psi_{m,n}\rangle \tag{6}$$

로 나타낼 수 있다. (5)식의 $D_{2^{-m}}f(x)$는 2^m해상도에서 세밀 신호(detail signal)를 나타내며 $A_{2^{-m-1}}f$를 $A_{2^{-m}}f$로 근사화시키는 과정에서 생기는 정보의 손실량을 나타낸다.

Mallet과 Daubechies[1,14]에 따르면 두개의 기저함수 $\psi_{m,n}(x)$와 $\phi_{m,n}(x)$의 관계를 이용한 웨이브릿 필터분해식은 다음과 같다.

$$a_{m,n}=\sum_k a_{m-1,n}h(k-2n),\ d_{m,n}=\sum_k d_{m-1,n}g(k-2n) \tag{7}$$

여기에서 $h(n)=2^{-1/2}\int dx\,\phi(\frac{x}{2})\phi(x-n)$, $g(n)=2^{-1/2}\int dx\,\psi(\frac{x}{2})\phi(x-n)$로 정의된다. 또한 위의 분해로부터 원 신호의 복원은 다음 식과 같이 이루어진다.

$$a_{m-1,k}=\sum_n h(k-2n)\,a_{m,n}+\sum_n g(k-2n)\,d_{m,n} \tag{8}$$

웨이브릿 변환은 저역 필터 $h(n)$와 고역 필터 $g(n)$을 통해서 얻는 SBC방식[4]과 유사하게 구현된다. 웨이브릿 필터에 대한 특성은 다음의 (9)식과 완전 복원방정식(10)식을 만족한다[1,14,15].

$$\Phi(\omega)=\prod_{k=1}^{\infty}H(\frac{\omega}{2k})\Phi(0) \tag{9}$$

여기서 $H(\omega)$ 필터는 임의의 $\varepsilon>0$에 대하여 ω가 무한히 커짐에 따라 $C(1+|\omega|)^{-\varepsilon-0.5}$보다 더 빠르게 감소되어 나가야한다.

$$|H(\omega)|^2+|H(\omega+\pi)|^2=1 \tag{10}$$

여기에서 $\Phi(\omega)$, $H(\omega)$는 각각 $\phi(x)$, $h(n)$의 퓨리에 변환이다.

일반적인 정규 직교 성질을 만족하는 직교성 웨이브릿들은 대칭성이 없기 때문에 선형 위상을 갖는 FIR필터 설계가 불가능하다. 그러므로 Cohen, Daubechies와 Feauveau[18]들은 biorthogonal 기저들을 이용하여 어느정도 정규직교 조건들을 완화하면서 선형위상을 갖는 FIR필터를 설계하였다. Biorthogonal 기저의 경우 기저함수 $\phi(x)$, $\psi(x)$들과 또다른 dual 기저함수 $\tilde{\phi}(x)$, $\tilde{\psi}(x)$들이 존재한다[15]. 분해는 (7)식처럼 $\phi(x)$, $\psi(x)$에 상응하는 $h(n)$, $g(n)$ 필터를 이용하고 복원은 (8)식의 $h(n)$, $g(n)$대신에 dual 기저 $\tilde{\phi}(x)$, $\tilde{\psi}(x)$에 상응하는 $\tilde{h}(n)$, $\tilde{g}(n)$ 필터를 이용한다.

$$a_{m-1,n}=\sum_k[\tilde{h}(n-2k)\,a_{m,n}+\tilde{g}(n-2k)\,d_{m,n}] \tag{11}$$

위 식의 복원 $\tilde{h}$, $\tilde{g}$ 필터는 분해 h, g필터와는 다음의 관계식들을 가진다[8,15].

$$\begin{aligned}&\tilde{g}(n)=(-1)^n h(-n+1)\\ &\sum_n h(n)\,\tilde{h}(n+2k)=\delta_{k,0}\\ &g(n)=(-1)^n\tilde{h}(-n+1)\end{aligned} \tag{12}$$

2. 영상부호화 방식

1) 영상분해

유한한 에너지함수 $f(x,y)\in L^2(R\times R)$는 2차원 스케일 함수 $\theta(x,y)$와 기저함수 $\psi(x,y)$을 사용하여 2차원 해상도의 부공간에 투영시켜 근사화할 수 있다. 본 논문에서는 SBC 필터뱅크와 같은 구조로 용이하게 구현가능한 separable 형태의 $\theta(x,y)$와 $\psi(x,y)$를 고려하도록 한다. 2차원 스케일 함수 $\theta(x,y)=\phi(x)\cdot\phi(y)$는 1차원 스케일 기저들의 곱의 형태로 표시되며, 2차원 신호 $f(x,y)$로부터 2^m해상도로 근사화된 신호 $A_{2^{-m}}f$는 다음식으로 표현된다.

$$A_{2^{-m}}f=\sum_n\sum_l(<f(x,y),\,2^{-m}\theta(2^{-m}x-n,\,2^{-m}y-l)>)$$
$$2^{-m}\theta(2^{-m}x-n,\,2^{-m}y-l) \tag{13}$$

또한 2차원의 경우 3개의 웨이브릿 기저함수들이 다음과 같이 존재한다.

$$\begin{aligned}\Psi^1(x,y)&=\Phi(x)\Psi(y)\\ \Psi^2(x,y)&=\Psi(x)\Phi(y)\\ \Psi^3(x,y)&=\Psi(x)\Psi(y)\end{aligned} \tag{14}$$

다음 식은 위의 기저함수들의 내적으로 표현되는 2차원의 차이 신호들을 나타낸다.

$$D^s{}_{2^{-m}}f=\sum_n\sum_l<f(x,y),\,\Psi^s(x,y)>\Psi^s(x,y) \tag{15}$$

여기서 s는 방향성을 나타낸다. 2차원에서 h,g 두 필터를 separable형태로 구현하면 다음과 같이 표시할

수 있다.

$$a_m(n,l)=\sum_i\sum_j h_{2n-i}h_{2l-j}a_{m-1}(i,j) \quad (16)$$

$$d_m^H(n,l)=\sum_i\sum_j h_{2n-i}g_{2l-j}a_{m-1}(i,j) \quad (17)$$

$$d_m^V(n,l)=\sum_i\sum_j g_{2n-i}h_{2l-j}a_{m-1}(i,j) \quad (18)$$

$$d_m^D(n,l)=\sum_i\sum_j g_{2n-i}g_{2l-j}a_{m-1}(i,j) \quad (19)$$

(16)식-(19)식을 이용하여 원 신호를 분해하는 다해상도 피라미드 영상 분해 방식은 그림 1과 같다. 그림 2의 영상분해는 다른 해상도 레벨(m)과 방위(s)를 갖는 여러 개의 부영상(subimages)들을 나타내며, $1\le m\le 3$까지의 해상도 레벨에 대한 영상분해 영역을 도시하였다. 원 신호 $A_1 f$가 $A_{2^m} f$와 $(D^s_{2^m} f)_{1\le m\le M}$ 신호들로 분해된다. 각 부영상신호 $D^s_{2^m} f$내의 웨이브릿 계수 $d^s_m(n,l)$들은 원 신호에서 s방향의 엣지가 존재할 경우 진폭이 크게 나타난다(그림에서 하얀부분). $D^s_{2^m} f$영역에서 안 보이는 부분(그림에서 검은부분)은 완만한 신호영역에 해당하며 진폭이 영에 가까운 계수들이다.

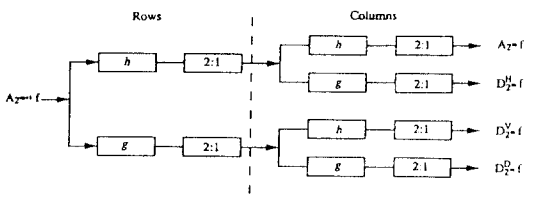
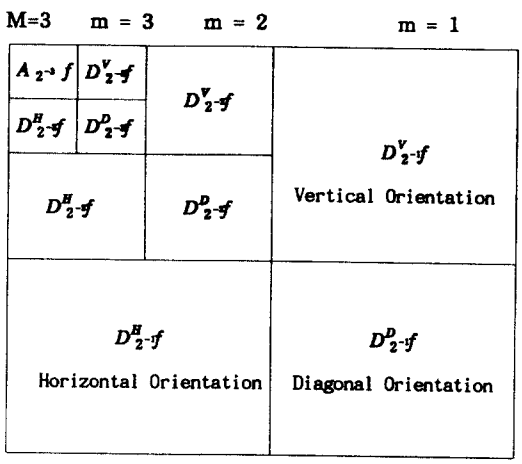


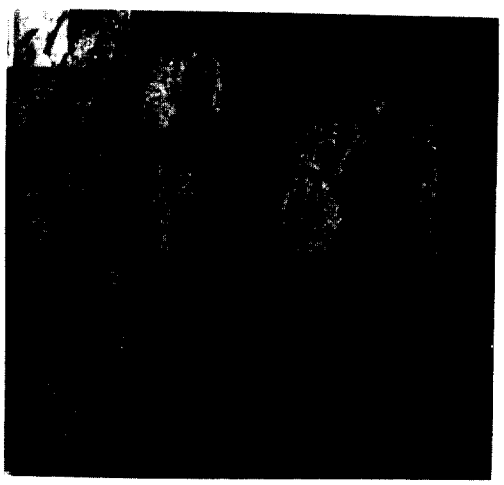
그림 1. 다해상도 피라미드 영상 분해방식
Figure 1. A multiscale image decomposition

2) 기존의 부호화 방식

SBC방식이나 웨이브릿 변환을 이용한 부호화방식들을 살펴보면 (13)식의 저대역 $A_{2^m} f$ 신호들은 원 영상의 배경 및 저주파 신호들로써 DPCM 또는 n-bit PCM을 사용하여 자세히 보낸다. 그외에 엣지에 대한 신호들로 이루어진 고대역 신호 $D^s_{2^m} f$들은 통계적 성질만을 이용하여 그림 3에서 보는 바와 같이 스칼라 양자화하기나 VQ를 사용한다. Wood[6]의 경우 모든 대역에 걸쳐 DPCM을 하였으며 Antonni[8]는 웨이브릿 변환후 고대역 신호들에대하여 VQ를 사용하였다.



(a)



(b)

그림 2. 웨이브릿 변환을 통한 영상 분해
Figure 2. Wavelet image decomposition
a) 영상분해
a) Image decomposition
b) 영상의 웨이브릿 영상분해
b) Wavelet image decomposition of Lena image

웨이브릿 변환의 경우 각각의 다른 해상도(m)와 방위(s)를 갖는 고대역신호들은 일반화된 가우시안(generalized gaussian) 분포의 통계적인 특성을 갖는다[1,8]. 다음 식은 일반화된 가우시안 확률밀도 함수를 나타낸다.

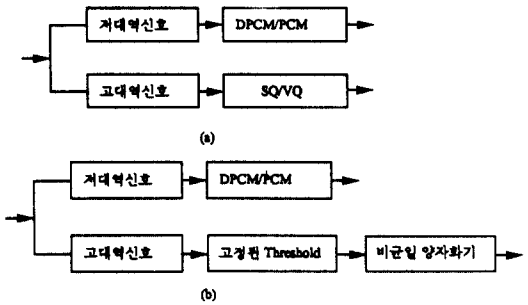
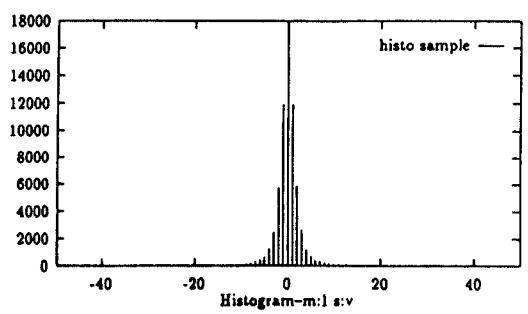


그림 3. 기존의 부호방식
Figure 3. A typical coding scheme
a) 스칼라 양자화나 VQ를 이용한 부호방식
a) A coding scheme using scalar quantizer or vector quantizer
b) 문턱값을 이용한 부호방식
b) A coding scheme using thresholding

$$P_{m,s}(x) = k_{m,s} \exp(-|b_{m,s} x|^{\gamma_{m,s}}) \qquad (20)$$

$$k_{m,s} = \frac{b_{m,s}\gamma_{m,s}}{2\Gamma(\frac{1}{\gamma_{m,s}})} \qquad b_{m,s} = \frac{\Gamma(\frac{3}{\gamma_{m,s}})^{1/2}}{\sigma_{m,s}\Gamma(\frac{3}{\gamma_{m,s}})^{1/2}}$$

$\Gamma(t) = \int_0^\infty e^{-u}u^{t-1}du$는 감마함수(gamma function)이고, $\sigma_{m,s}$는 (m,s)에 해당하는 부영상들의 표준편차이다. $b_{m,s}$는 함수의 분산을 모델링한 파라미터이고 형태(shape) 파라미터 $\gamma_{m,s}$는 가우시안 함수의 피크값의 감소율(decreasing rate)을 나타낸다. 일반적으로 (20)식의 일반화된 가우시안 분포에서 $\gamma_{m,s}$가 0.7인 경우 모든 부영상영역내 웨이브릿 변환 계수들의 실제 분포와 잘 맞아떨어진다. 다음 그림 4는 m=1, s=V인 영역에서 계수들의 실제 분포와 이를 모델링한 일반화된 가우시안 분포도이다.



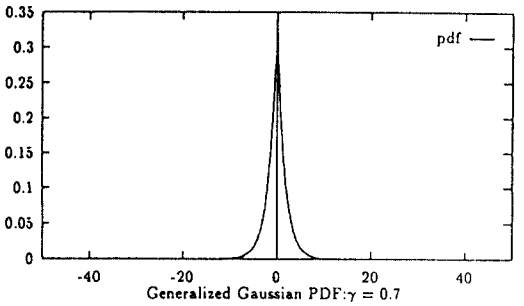


그림 4. m=1, s=v인 부영상내의 변환 계수들의 분포 및 모델링
Figure 4. Real PDF of subimage at scale m=1 and for vertical orientation and its approximation

또다른 부호화방식으로는 각 대역신호들에 대하여 일정한 문턱치를 사용하여 계수들을 제거한후 문턱치이상의 신호들만을 양자화하여 전송한다. 이는 기존의 스칼라 양자화보다도 더 많은 감축을 가져온다. 그러나 임의의 고정된 문턱치가 너무 큰 경우에는 화질의 심한 저하를 가져온다.

3. 인간의 시각체계(HVS)에 따른 양자화 방식

앞의 방식들은 각 부대역신호들의 통계적인 성질을 이용하여 양자화오차를 최소화하는 객관적인 양자화 방식들이다. 그러나 이런 방식들은 주관적인 면에서는 최적이 아니다. 일반적으로 영상 압축기법은 원 영상 신호의 훼손을 가져오며 이를 복원할 경우 사람이 최종판단이므로 객관적인 개념에서 영상을 압축하기보다는 시각체계를 영상 압축에 응용함으로서 주관적인 성질을 높이는 것이 더욱 좋은 압축기법이라 하겠다. HVS 연구자들에 의해 모델링되는 시각 체계에 대해서는 다음과 같은 시각현상이 발생함을 연구되어 왔다.

- 빛의 세기에 대한 비선형적인 반응특성 – 웨버의 법칙으로 모델링[17,20,21]
- 공간 주파수 특성 – MTF(modulation transfer function)[11,17,22]
- 방위(orientation) 특성

그 밖에 공간 마스킹 현상, 텍스쳐 마스킹 현상등이 연구되었다. 이는 엣지에 대한 높이와 거리에 관한 잡음 민감도와 국부공간에서 텍스쳐 계수들의 활성도에 따른 잡음 민감도를 나타낸다.

1) 주파수와 방위특성을 고려한 가중치

양자화된 잡음에 대한 눈의 민감도는 공간 주파수 특성, 방위각에 대한 특성들에 따라 다르다. 특히 주파수와 관련된 MTF(modulation transfer function)에 대한 성질은 각 주파수 대역내를 차등적으로 양자화하면 균일한 양자화를 행한 영상보다 같은 비트율에서 좀더 주관적으로 우수한 영상을 얻음을 보여준다. 일반적으로 MTF $A(f)$에 대해서 Sakrison[18]은 다음과 같은 식으로 모델링하였다.

$$A(f)=2.6[0.0192+0.114\,f]\exp[-(0.114\,f)^{1.1}] \tag{21}$$

$$f(Cycles/degree)=f_n(Cycles/pel)\,f_s(Pels/degree)$$

위식에서 f_n은 정규화된 공간주파수를 의미하고, f_s는 시각 1° 안에 포함되는 화소의 수를 나타낸다. 위의 식은 공간 주파수가 중간정도인 부분(4.7~8 cpd)에서는 사람 눈의 민감도가 높으므로 적은 양자화 오차에 대해서도 높은 주파수영역보다 민감도가 함을 나타낸다. 또한 Campbel[22]의 결과 $\theta=45°$인 패턴에 대해서는 0°와 90° 방위각을 갖는 신호보다 약 3dB 정도의 감도가 떨어짐으로 이 부분에 해당하는 신호 (s=1))의 민감도가 나쁜 영역의 신호보다 낮음을 알 수 있다. 본 논문에서는 Sakrison의 모델링 (21)식에서 f_s를 64 (Pels/degree)로 설정하고(이는 화면 크기의 4배정도의 거리에서 영상을 관측하는 것과 같다.), f_n의 경우 각 부영상영역들의 중간 주파수(center frequency)를 사용하여 $A(f)$를 얻었다. 일반적으로 양자화 간격에 대한 가중치는 $A(f)$의 역수에 비례하게 준다.

2) 배경에 대한 가중치

또다른 시각체계의 특성중의 하나는 배경의 밝기에 대한 비선형적인 특성으로 Weber법칙[21,22]에서 알 수 있다. 배경에 따른 시각적인 특성을 간단히 살펴보면 배경의 밝기가 밝을수록 잡음에 대한 민감도가 떨어지며 어두운 배경에서의 잡음은 매우 민감하다. 배경에 대한 정보는 웨이브릿 변환영역에서 가장 저주파수 $A_{2^{-M}}f$ 영역의 $a_m(n,l)$들이 가지고 있다.

Ⅲ. 개선된 적응영상 부호화기의 제안

기존의 고대역 신호들에 대한 VQ방식은 코드북 제작이 어렵고 엣지부근에서 뭉그러짐이 생긴다. 스칼라양자화의 경우에는 데이터 감축의 한계가 있으며 더 많은 감축을 위하여 문턱(threshold) 기법을 사용한다. 기존의 경우(m,s)영역에 대한 계수들을 화소단위로 일정한 문턱값을 실험적으로 취하여 비균일 양자화를 한다. 이와 같은 경우는 많은 감축은 가능하나 복원시 주관적인 화질저하를 가져온다. 그러므로 많은 데이터 감축율과 좋은 복원 화질의 조건을 만족하기 위해서 그림 5에서 보는 바와 같이 고대역 신호들에 비해 가변적인 문턱값을 이용한 국부 블록 제거 방법과 주관적인 화질 손실을 줄이기 위한 양자화 방법으로 시각특성을 적용한 양자화기를 제안하였다.

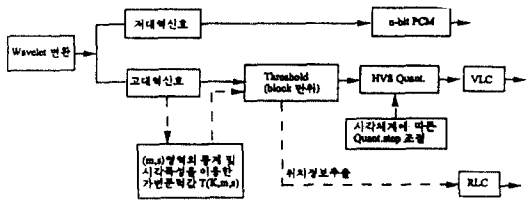


그림 5. 제안된 부호화기 구조
Figure 5. The new proposed coding scheme

1. 제안된 영상 부호화기

그림 5는 본 논문에서 제안한 부호화기 구조를 나타낸다. 먼저 원 영상을 분해레벨 M=3까지 웨이브릿 분해하고 원 영상신호의 근사화된 $a_m(n,l)$계수들을 8비트 PCM양자화하여 자세히 보낸다. 각각의 $d_m^u(n,l)$ 계수들중 시각에 중요한 엣지나 텍스쳐의 정보들은 보내고 빈도가 많은 영에 가까운 계수들은 효과적으로 제거하기 위해 각 부영상내를 작은 크기의 국부블록들로 나누어 가변적인 문턱값 $T(k,m,s)$에 의해 제거 및 전송된다. 문턱값이상의 국부블록내 계수들 $d_m^u(n,l)$에 대해 각 주파수와 방위 및 배경에 대한 가중치를 토대로 시각 특성에 맞게 양자화한다. 양자화된 계수들은 가변 길이 부호화(variable length coding)하여 보내고, 보내는 블록 영역과 제거된 블록영역의 위치정보를 run-length 부호화하여 보내므로 전송비트수를 감축한다.

2. 적응 양자화기법

제안된 방식에서 해상도 m=M인 부영상영역을

N×N인 크기의 국부블록으로 나눌때, 다른 해상도 m에 따른 부영상영역들은 $2^{M-m}N \times 2^{M-m}N$ 크기의 국부블록들로 나뉘어진다. 이때 선택되어진 블록내의 모든 계수들을 다음과 같이 정의한다.

$$C_{m,s} : \{ d_m^s(i,j),\ 0 \le i < 2^{M-m}N-1,\ 0 \le j < 2^{M-m}N-1 \}$$

각 (m,s)영역에서 임의의 국부블록을 잡고 블록내의 웨이브릿계수들의 상관관계를 이용하여 그 블록내 계수들이 엣지나 텍스쳐 부분을 나타내는 계수인가를 다음과 같은 SAF(Spatial Activity Function)을 써서 판별하였다.

$$SAF(C_{m,s}) = q \sqrt{\sum_{i=0}^{2^{M-m}N-1} \sum_{j=0}^{2^{M-m}N-1} d_m^s(i,j)^2} \qquad (22)$$

N = 가장 낮은 해상도영역($m=M$)의 블럭크기
q = 정규화인자

SAF가 큰 경우는 고에너지의 경우로 엣지나 텍스쳐일 확률이 높다. 엣지나 텍스쳐와 같은 원 영상의 국부영역에서 신호변화가 큰 경우 $d_m^s(n,l)$계수들이 크기때문이다. SAF가 적은 경우는 영에 가까운 계수들로 이루어진 완만한 신호부분들로 대부분 저주파수영역의 $a_m(n,l)$이 정보를 가지고 있다. 그러므로 이런 영역의 국부블록들을 적당한 문턱값을 취하여 제거해도 복원된 영상의 화질변화는 거의 없다. 복원된 영상의 화질 및 데이타 감축면에서 각각의 웨이브릿 분해영역에 맞는 적당한 문턱값을 찾는 것이 중요하다.

x가 각 부영상내의 모든 계수들이라면, 임의의 문턱값 x_T는 다음 그림 6에서 보는 바와 같이 (20)식의 확률분포에 대하여 (23)식과 같이 정한 상수 K 값에 따라 정한다.

$$K = \frac{\int_{-x_T}^{x_T} P_{m,s(x)}\, dx}{\int_{-\infty}^{\infty} P_{m,s(x)\, dx} = 1} \qquad (23)$$

그러나 사람의 시각체계(HVS)는 높은 공간주파수 및 45° 방위신호에서 민감도가 낮으므로 이 부분에 해당하는 (m,s)영역의 문턱값이 높아도 시각적으로는 괜찮다. 그러므로 각 영역의 통계적인 성질과 시각특성에 맞게 각 (m,s)영역에 대한 문턱값 $T(K, m, s)$은 다음과 같이 K에 따라 가변적으로 정해지도록 했다.

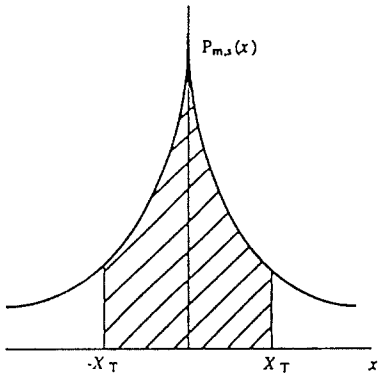


그림 6. 확률분포에 따른 X_T의 변화
Figure. 6. A variation of X_T as PDF

$$T(K, m, s) = \begin{cases} x_T \times 2^{M-m} \times 2 & s\text{가 대각 방향일때} \\ x_T \times 2^{M-m} \times 1 & s\text{가 다른 방향일때} \end{cases} \qquad (24)$$

x_T는 (23)식의 K값을 만족하는 문턱값이다. 위의 식은 시각체계에 맞게 민감도가 낮은 고주파수영역의 문턱값을 올리고 민감도가 높은 중간주파수영역에 해당하는 문턱값을 낮추게 된다. 결국 각 부영상내의 양자화해야될 계수들은 다음과 같은 식에 따라 줄어든다.

$$\hat{C}_{m,s} = \begin{cases} C_{m,s} & \text{if } SAF(C_{m,s}) \ge T(K, m, s) \\ 0 & \text{if } SAF(C_{m,s}) < T(K, m, s) \end{cases} \qquad (25)$$

여기서 $C_{m,s}$는 국부 블록내의 계수들이고 $\hat{C}_{m,s}$는 양자화기로 보내지는 블록내 계수들이다. 위의 (25)식에서 중요하다고 판단되어진 블록계수 $\hat{C}_{m,s}$을 적응 양자화한다. 그러나 대부분의 적응 변환 양자화방법들은 양자화레벨 및 계수들의 에너지정보를 계산하기 위해 많은 메모리와 양자화 알고리즘의 복잡성을 가진다. 이에 비해 Chen[24]이 제안한 적응 양자화기의 경우 변환 영역의 계수들을 고정된 문턱값을 취한 후 일률적인 양자화 간격(D)를 사용하여 양자화함으로 빠르고 구현이 간단하다. 그러나 Chen의 방식을 적용할 경우 시각적인 민감도가 서로 다른 (m,s)영역의 웨이브릿 계수들을 똑같은 간격(D)으로만 양자화함으로 효율적이지 못하다. 그러므로[7][10][18, 19]등에서는 시각체계의 민감도(sensitivity)에 따라

양자화 간격을 변화시키므로 화질손상에 따른 시각효과를 줄이도록 노력하였다. 본 연구에서도 양자화 오차로 인한 시각효과를 줄이기위해 구현이 쉽고 빠른 Chen방식에서 양자화 간격 D를 (21)식의 $A(f)$의 역수에 대한 가중치 $FW(m,s)$와 배경에 따른 가중치 $BW(m,n,l)$를 통하여 [7][10]에서 언급한 바와같이 시각적으로 둔감한 밝고 높은 주파수대역의 계수들은 양자화간격을 넓히고 시각적으로 민감한 어둡고 낮은 주파수대역의 양자화간격은 좁혀 양자화하도록 하였다. 그러므로 기존의 스칼라양자화나 Chen의 양자화기와 달리 각 블록내 시각특성에 맞게 양자화 단계를 조절한다. 제안된 적응 양자화 방식은 다음과 같다.

$$F(K,m,s,n,l)=\frac{\hat{C}_{m,s}}{WT(m,s,n,l)\times 2^{M-m}} \qquad (26)$$

$$WT(m,s,n,l)=FW(m,s)\times BW(m,n,l) \qquad (27)$$

여기서 $WT(m,s,n,l)$은 한 블록내에서 시각특성에 따른 각 계수들의 상대적인 가중치이고, $FW(m,s)$와 $BW(m,n,l)$은 각각 표 1과 (28)식과 같다.

표 1. 주파수와 방위에 대한 가중치 $FW(m,s)$
Table 1. The weights $FW(m,s)$ for spatial frequency and orientation

m	s		
	H	V	D
1	2.0	2.0	3.6
2	1.6	1.6	2.0
3	0.8	0.8	1.2

$$BW(m,n,l)=1+\frac{1}{256\,N_b}\sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{1} a_M(i+\tau(m,n),\ j+\tau(m,l)) \qquad (28)$$

여기서 $\tau(m,k)=$정수화 $[\frac{k}{2^{M-m}}]$이고, 표 5에서 저주파수 영역의 블록크기를 2×2로 정한경우 N_b는 4이다. 각 국부블록내 $d_m^s(n,l)$들의 배경에 대한 가중치 $BW(m,n,l)$의 경우 각 $d_m^s(n,l)$들의 국부블록에 해당하는 배경정보를 갖고 있는 $a_M(n,l)$신호를 이용하여 밝은 블록은 큰 값을 어두운 블록은 작은 값으로 (26)식의 양자화 간격을 조절한다. 최종적으로 얻은 양자화된 값은

표 2. 양자화된 계수들의 가변길이 부호화 코드
Table 2. Variable length codes for quantized coefficients

양자화된 계수	Huffman Code
⋮	⋮
−3	1110 01
−2	1101
−1	101
0	0
1	100
2	1100
3	1110 00
4	1110 10
⋮	⋮

$$\hat{F}(m,s,n,l)=\text{정수화}[F(K,m,s,n,l)+0.5] \qquad (29)$$

이다. 양자화된 계수들은 데이터감축을 위하여 고정길이 부호화(fixed length coding)를 하기보다는 가변길이 부호화(variable length coding)를 한다. 다음 표 2는 일반화된 가우시안 분포의 모델링을 근거로 만든 양자화된 계수들의 가변길이 부호화 코드를 나타낸다.

(25)식에서 제거된 블록 영역 및 양자화하여 보내지는 영역의 위치 정보는 run-length 부호화기를 통하여 전송된다. 실험결과 run 길이의 분포는 white run(=보내지 않는 영역)과 black run(=보내는 영역)의 경우 지수함수분포를 가지고 있었다. 그러므로 이에 효율적이고 구현이 쉬운 Bl-run length 부호화기를 사용하였다[23]. Bα-run length 부호화기의 블록단위는 $\alpha+1$ 비트로 각 블록의 첫비트 C는 연속적인 비트의 종류이고 나머지 α 비트는 정보 비트로서 n블록의 codeword는 $2^{n\alpha}$의 가능한 조합을 이룬다. 표 3의 경우 α가 1인 경우이다.

표 3. Run-length Bl coder

Run-Length	Codeword
1	C 0
2	C 1
3	C 0 C 0
4	C 0 C 1
5	C 1 C 0
:	:

* C = Continuation 비트 (Black = 1, White = 0)

영상의 변화도 측면에서 주위 화소들간의 텍스쳐 변화와 마스킹 현상등에 의한 잡음 민감도를 생각할 때 풍경과 같은 영상의 경우는 화소들의 변화가 매우 심하여 대략적인 양자화를 행하여도 복원시 양자화 오차가 쉽게 눈에 띄지 않는다[11,17]. 이는 인간의 눈에 인지되는 밝기변화의 임계치가 주변영역의 변화가 존재할수록 높아지기 때문이다. 그러므로 변화가 많은 영상을 전송하고자 할때 변화가 적은 영상보다 상대적으로 더 대략적으로 양자화를 행함으로서 훨씬 적은 비트율에서 영상의 주관적인 화질을 크게 손상시키지 않을 수 있다. 이를 위하여 본 논문에서는 각 분해영상에 대해 다음 (30)식의 변화도를 측정하여 변화도가 심한 영상에 대해서는 차등적인 양자화를 하였다.

$$CD=\sum_{s}\frac{1}{(2^{-m}L)^2}\sum_{n=0}^{2^{-m}L}\sum_{l=0}^{2^{-m}L}d_m^s(n,l)-M(m,s)) \quad (30)$$

s : 방위
L : 원영상의 크기
$d_m^s(n,l)$: (m,s) 해당하는 부 영상내의 계수들
$M(m,s)$: (m,s) 해당하는 부 영상내의 평균값

우선적으로 16가지의 각기 다른 영상들의 변화도 CD에 따라 임의로 3가지 클래스로 분류하였다. 클래스 1은 변화도가 적은 매우 완만한 영상들로 주로 인물(어깨와 얼굴)영상이 이에 속한다. 클래스 3은 변화도가 많고 복잡한 영상으로 풍경이나 정물등이 이에 속한다. 그리고 클래스 2는 클래스 1과 3의 중간정도의 변화도를 가지고 있는 영상들로 정하였다. 다음 그림 7은 각 클래스에 속하는 영상들의 평균 변화도를 나타낸다. 그림에서 클래스 3의 영상은 클래스 1의 영상에 비해 각 밴드내에서 상당히 높은 CD분포를 가짐을 알 수 있다. 그러므로 클래스 1의 CF를 기준으로 각 클래스에 대한 변화정수 CF를 실험적으로 설정하여 (26)식의 양자화 간격을 변화시켰다. 단 여러비트율에서 성능을 측정하기 위하여 본 실험에서는 CF를 1과 2사이에서 선형적으로 변화시켜가며 실험을 행하였다. 또한 변화도의 기준이 되는 임계값들은 그림 7을 통해 각기 다른 해상도에서 평균 변화도의 중간정도로 설정하였다.

표 4의 변화정수(CF)를 이용하여 각 부영상내의 계수들은 양자화하기전에 (27)식의 가중치를 다음과 같이 변환하여 양자화한다.

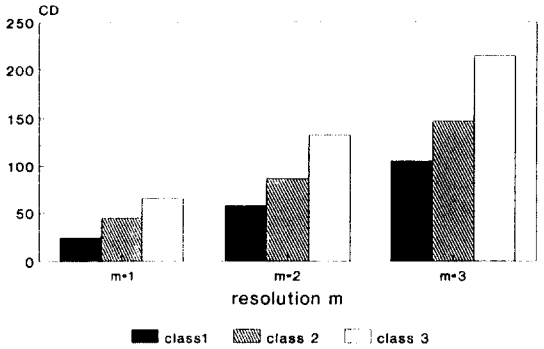


그림 7. 각 부영상내의 평균 변화도
Figure. 7. Average change degree in each subimages

표 4. 변화도에 따른 변화 정수 (CF)
Table 4. Change factor as change degree

분 류	변화 정수 (CF)	변화도(CD)	해상도 지수(m)
클래스 1	1	CD ≤ 40	1
		CD ≤ 80	2
		CD ≤ 100	3
클래스 2	2/3	40 < CD ≤ 80	1
		80 < CD ≤ 160	2
		100 < CD ≤ 200	3
클래스 3	1/2	CD > 80	1
		CD > 160	2
		CD > 200	3

$$\hat{WT}(m,s,n,l)=\frac{WT(m,s,n,l)}{CF} \quad (31)$$

제안된 적응 부호화방식의 경우 각각의 가중치들은 ROM화하거나 배경에 대한 정보들은 저주파수 대역의 $a_m(n,l)$ 신호를 자세히 양자화함으로서 디코더 부분에서 다른 부가적인 정보들은 더 필요하지 않다. 수신 측에서의 디코딩방법은 인코딩의 역순이다. 실제의 시스템 구현시 각 부영상 영역에 대해서 병렬처리할 경우 매우 빠른 인코더 및 디코더 속도를 얻을 수 있을 것이다.

Ⅳ. 모의 실험 결과

1. 실험 및 성능분석 방법

본 모의실험의 경우 그림 2에서 보는 바와 같이 m

=3인 경우까지 영상을 웨이브릿 분해하였다. 웨이브릿변환시 사용한 biorthogonal 필터는 9-7탭 필터[8,15]를 사용하였다. 그리고 제안된 국부블록제거 방법의 경우 각 (m,s)영역을 다음 표 5와 같이 작은 크기의 국부블록으로 나눈후 각 영역의 표준편차와 K값에 따라 문턱값을 변화시켰다.

표 5. 각 부영상내의 블록 크기
Table 5. A block size in each subimages

m	블럭 크기
1	8 × 8
2	4 × 4
3	2 × 2

그림 8은 이러한 영상중에서 일부영상에 대해 K의 변화에 따른 비트율의 변화를 도시하였다. K 변화에 따라 완만한 영상일수록 즉, Miss America의 경우 전송비트율이 많이 감소한다.

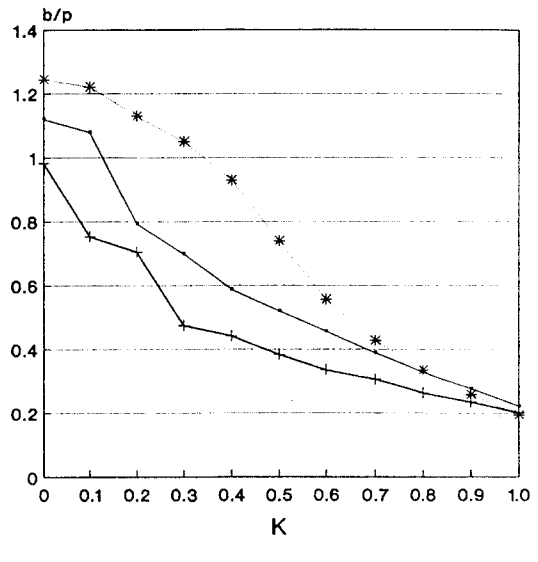


그림 8. K의 변화에 따른 비트율의 변화
Figure. 8. Bitrates(b/p) versus K

다음 그림 9는 Lena영상에 대해 웨이브릿 변환후 영상내의 각 부영상신호들에 대해 K가 0.5인 경우의 문턱값을 취한 결과이다.

그림 9. 웨이브릿 분해영역에서 문턱값을 취한 후의 부영상들(Lena 영상의 경우)
Figure. 9. A subimages after thresholding in wavelet transform domain for Lena image

그림 9에서 배경등과 같은 완만한 신호로된 국부블록영역(그림에서 검은 부분)의 값은 문턱값 이하이며, 엣지부분이나 텍스쳐부분등의 중요하다고 판단되는 국부 블록영역(그림에서 밝은 부분)들의 값은 문턱값 이상임을 알 수 있다. 실험 결과 (m=1, s=D)인 부분은 문턱값이상의 값을 가지는 중요한 데이터가 거의 없었으며, 데이터를 보내지 않았을 때의 영상과 보냈을 때의 영상에 대한 시각적인 차이를 느낄 수 없었다. 또한 평균자승오차의 경우도 차이가 미미하였다. 그러므로 이 부분의 데이터는 보내지 않도록 하였다. 성능분석시 객관적인 평가기준으로는 다음과 같은 PSNR(Peak to peak SNR)을 사용하였다.

$$PSNR = 10 * \log\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \tag{31}$$

2. 다른 부호화기법과의 성능비교

다음 그림들에서 비교한 SBC방식은 Gharavi와 Tabatabai[6]에 의하여 제안된 방식으로 각 부대역내의 신호들에 대하여 동일한 문턱값을 가지는 dead zone이 있는 스칼라 양자화를 사용하였다. 이는 본 논문이 이용한 웨이브릿 변환의 파라미드 구현방식과 부대역을 문턱값으로 취하는 유사성을 가지므로 비교방식으로 위의 SBC방식을 선택하였다. 제안된 방식의 경우 문턱값 K는 비슷한 비트율에서 SBC방식

과 비교하기 위해 조절하였다. 또한 양자화기의 성능 비교를 위해 제안된 문턱제거방법에 Chen의 방식을 적용하여 같이 비교하였다. 이때 전송비트율을 위해 양자화간격 D를 변화시켰다.

다음 그림 10는 표준화된 흑백영상인 Lena영상에 대해서 제안된 코딩방식으로 압축 후 복원한 결과이다. 그림 10에서 제안된 방법이 주어진 적은 전송 비트에서 좋은 영상화질을 가짐을 알 수가 있다. SBC의 경우 동일한 문턱값을 이용하여 데이터를 감축함으로 인해 상대적으로 높은 주파수 및 중간 주파수의 신호가 똑같이 제거되었다. 특히 저전송시 엣지부근에서 뭉그러짐등이 나타나며 심한 경우 약간의 ringing 현상이 나타났다. 이에 비해 제안된 방식은 가변적인 문턱값의 변화를 통해 큰 화질저하없이 많은 감축을 얻었다. 또한 Chen의 양자화방식에 비해 (26)식의 제안된 양자화방식이 화질의 저하없이 더 적은 비트율를 얻을 수 있었다. 그리고 저 주파수신호에서 원 영상과의 시각적 오차가 더 적음을 알 수 있었다. 이는 Chen의 방식을 이용해 전송비트율을 낮추기 위해서는 양자화 간격 D가 커져 시각적으로 저 대역의 양자화 오차가 고대역보다 더 커지기 때문이다.

다음 표 6는 Lena영상에 대해 서로 다른 영상 부호화기법을 적용하여 비트율이 0.5b/p ~ 0.7b/p인 경우 객관적 화질을 비교한 것이다. 제안된 방법이 PSNR 측면에서 가장 우수함을 알 수가 있는데, 이는 기존 방식이 낮은 전송비트율을 얻기위해 양자화간격을 넓히는데 반해 제안된 방식의 경우 가변적인 문턱값의 변화로 양자화간격의 커짐없이 낮은 전송비트수를 얻기때문이다.

표 6. 제안된 방식과 다른 계층적 코딩방식들과의 비교.
Table 6. Comparison of proposed coding method and other coding methods

비교된 부호화방식	PSNR(dB)	Bit rates(b/p)
WT-VQ[8]	32.10	0.78
WT-SQ with tree coder[10]	34.03	0.53
SBC by Wood[5]	30.9	0.67
SBC by Gharavi[6]	33.95	0.55
제안된 방법	35.67	0.52

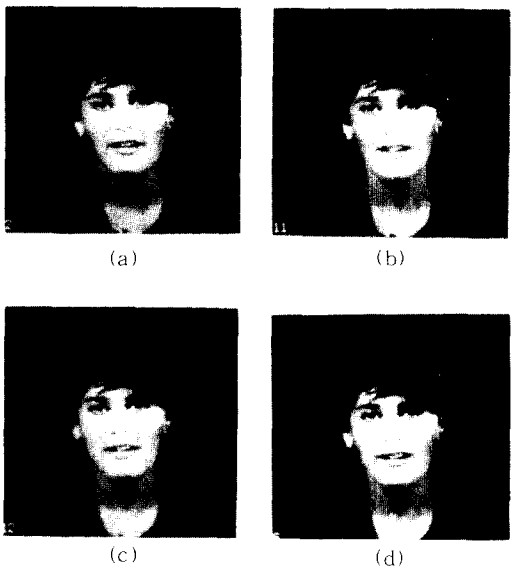
그림 10. Lena 영상의 경우
Figure. 10. Coding result for Lena image
(a) Original image(512×512)
(b) Proposed result : 0.52 b/p, PSNR : 35.56 dB, K = 0.5
(c) SBC result : 0.55 b/p, PSNR : 33.95 dB
(d) Proposed block thresholding and Chen's quantizer : 0.57 b/p, PSNR : 35.9 dB, K = 0.5

다음 그림 11은 Miss America영상에 대하여 SBC 부호화 방식[6]과 제안된 방식을 비교한 결과이다. 제안된 방법의 경우 K가 0.7에서 약 0.3b/p와 38.5 dB의 PSNR을 얻었다. 이에 비해 SBC코딩 기법의 경우는 0.315b/p에서 37.7 dB이고 Chen의 양자화는 0.32 b/p과 38.6 dB의 PSNR을 얻었다.

주관적인 성질에서 SBC의 경우 위 그림에서 보는 바와 같이 저 전송 비트에서 양자화 오차에 의한 엣지부분의 뭉그러짐이 심하게 나타났다. Chen과 제안된 방식의 경우 낮은 전송 비트에서도 주관적으로 화질이 크게 뭉그러짐이 없음을 알 수 있다. Miss America나 Lena와 같은 인물영상들의 경우 대체로 국부적인 변화도가 심하지 않은 경우로 변화도에 따른 분류표 4에서 클래스 1에 속한다.

제안된 코딩방식을 풍경과 같은 변화가 심한 영상에 적용한 경우의 결과는 다음 그림 12과 같다. Bridge영상의 경우 변화도의 클래스가 3으로 상당히 국부적인 영상의 변화가 높게 나타났다. SBC방식은 0.95b/p에서 29.4(dB)의 결과를 얻었으며, 제안된 방식의 경우 K = 0.4와 0.93b/p에서 28.46(dB)의 결과를 얻었다. 그리고 Chen의 양자화기를 사용시 0.98b/p에서 28.17(dB)를 얻었다. SBC방식과 비교시 PSNR

측면에서는 나쁘나 주관적인 측면에서는 엣지나 완만한 부분에서 더 좋음을 알 수 있다. 특히 SBC방식의 경우 엣지에서 심한 얼룩과 불결부분에서 심한 뭉그러짐이 보였다. 그리고 제안된 부호방식에 Chen의 양자화기를 적용시 그림아래의 부분에서 뭉그러짐이 크게 보였다. 이와 반면 제안된 양자화방법을 사용시 더 적은 전송비트율을 얻었고 뭉그러짐이 더 작음을 알 수 있다.



(a) (b) (c) (d)

그림 11. Miss Ameica 영상의 경우

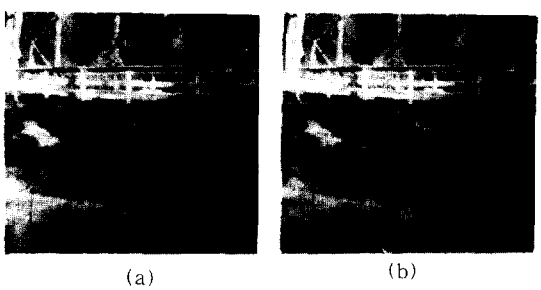
Figure. 11. Coding result for Miss America image

(a) Original image (256×256)

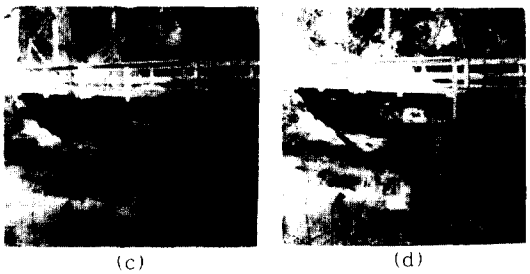
(b) Proposed result : 0.31 b/p, PSNR : 38.5 dB, K = 0.7

(c) SBC result : 0.315 b/p, PSNR : 37.7 dB

(d) Proposed block thresholding and Chen's quantizer : 0.32 b/p, PSNR : 38.6 dB, K = 0.7



(a) (b)



(c) (d)

그림 12. Bridge 영상의 경우

Figure. 12. Coding result for Bridge image

(a) Original image (512×512)

(b) Proposed result : 0.93 b/p, PSNR : 28.46 dB, K = 0.4

(c) SBC result : 0.95 b/p, PSNR : 29.4 dB

(d) Proposed block thresholding and Chen's quantizer : 0.97 b/p, PSNR : 28.6 dB, K = 0.4

V. 결론 및 고찰

본 논문에서는 웨이브릿 변환을 이용한 새로운 영상 부호화 방식을 제안하였다. 제안된 방식은 첫째로 각 부영상영역에 대한 통계적인 성질 및 시각체계를 이용한 효과적인 블록제거 방법과 둘째로 각 주파수 및 방위에 대한 가중치 및 배경에 대한 가중치를 이용한 적응 양자화 기법등으로 나뉘어진다. 제안된 방식의 성능은 기존의 방식들에 비해 같은 전송비트수에서 좋은 영상화질을 얻었으며, 특히 완만한 신호의 영상(인물)에서는 높은 PSNR, 좋은 화질 그리고 적은 0.3b/p ~ 0.5b/p 전송 비트를 얻을 수 있었다. 이는 biorthogonal 웨이브릿 계수들이 성질들을 이용한 효과적인 데이터 감축과 복원 화질의 시각특성을 고려한 양자화를 한 결과이다.

제안된 방식은 신호의 성질들이 대부분 완만하고 국부간 변화가 심하지 않은 저 전송매체인 전화영상이나 영상회의와 같은 분야에서 사용되어 많은 감축에서도 좋은 화질을 얻을 수 있을 것이다. 앞으로 웨이브릿변환의 정확한 공간주파수의 모델링과 저 주파수대역의 $A_2 * f$ 신호에 대한 중복성을 없앰으로서 훨씬 더 낮은 전송 비트를 얻을 수 있으리라 생각된다.

참 고 문 헌

1. Stephane G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition," *IEEE Trans. Pat-*

tern Anal. and Mach. intel., Vol.11, pp.674-693, Jul. 1989.

2. I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol.36, No.5, Sep. 1990.
3. S. Mallat, "Multifrequency Channel Decomposition of Images and Wavelet Models," *IEEE Trans. ASSP*, Vol.37, pp.2091-2110, Dec. 1989.
4. J. W. Woods, *Subband Image Coding*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
5. J. W. Woods and S.D. O'Neil, "Subband Coding of Images," *IEEE Trans. ASSP*, Vol.34, pp.1278-1288, Oct. 1986.
6. H. Gharavi and A. Tabatabai, "Subband Coding of Monochrome and Color Images," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, Vol.35, pp.207-214, Feb. 1988.
7. R.J. Safranek and J.D. Johnston, "A Perceptually Tuned Subband Image Coder with Image Dependent Quantization and Post-Quantization Data Compression," *IEEE Trans. ASSP*, Vol.3, pp. 1945-1948, 1989.
8. M. Antonini, M. Barland, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image Coding Using Wavelet Transform," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.1, pp.205-220, Apr. 1992.
9. M. R. Banham and B. J. Sullivan, "A Wavelet Transform Image Coding Technique with A Quadtree Structure," *ICASSP*, Vol.4, pp.653-656, Mar. 1992.
10. A. S. Lewis and G. Knowles, "Image Compression Using the 2-D Wavelet Transform," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.1, pp.244-250, Apr. 1992.
11. R. J. Clark, *Transform Coding of Images*, Academic Press, 1985.
12. Charles K. Chui, *An Introduction to Wavelets*, Academic Press, 1992
13. Charles K. Chui, *A Tutorial in Theory and Application*, Academic Press, 1992.
14. I. Daubechies, "Orthogonal Bases of Compactly Suppoted Wavelets," *Comm. on Pure. Math. Appl. Math.*, Vol.41, pp.909-996, Nov. 1988.
15. A. Cohen, I. Daubechies, and J. C. Feauveau, "Biorthogonal Bases of Compactly Supported Wavelets," *Comm. on Pure. Math. Appl. Math.*, Vol.45, pp.485-560, Nov. 1992.
16. Joel Max, "Quantizing for Minimum Distotion," *IRE Trans. Inform. Theory*, Vol.6, pp.7-14, 1960.
17. T. N. Cornsweet, *Visual Perception*, Academic Press, 1971.
18. J. L. Mannos and D. J. Sakrison, "The Effects of a Visual Fidelity Criterion on the Encoding of Images," *IEEE Trans. Inform. Theory.*, Vol.20, pp.525-535, Jul. 1974.
19. Andrew B. Watson, "Effciency of a Model Human Image Code," *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol.4, pp.2401-2417, Dec. 1987.
20. A. N. Netravali and B. G. Haskell, *Digital Pictures*, Plenum Press, 1988.
21. Anil. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall. Inc., 1989.
22. F. Campbell and J. Kalikowski, "Orientation Selectivity of The Human Visual System," *J. Physiol.*, Vol.197, pp.551-566, 1968.
23. H. Meyr, H. G. Rosdoldky, and T. S. Huang, "Optimal Run Length Codes," *IEEE Trans. Commun.*, Vol.22, pp.826-835, June. 1974.
24. W. H Chen and W. K. Patt, "Scene Adaptive Coder," *IEEE Trans. Commun.*, Vol.32, pp.225-232, Mar. 1984.

金 應 兌(Eung Tae Kim) 정회원
1969년 3월 15일생
1991년 2월 : 인하대학교 전자공학과(공학사)
1993년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사)
1993년 3월 ~ 현재 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 박사과정
※주관심분야 : 영상통신 시스템, 영상신호 압축분야, 디지탈 신호처리, 채널 코딩 분야

金 炯 明(Hyung Myung Kim) 정회원
1952년 10월 24일생
1974년 2월 : 서울대학교 공학사
1982년 4월 : 미국 Pittsburgh대학 전기공학과 석사
1985년 12월 : 미국 Pittsburgh대학 전기공학과 박사
1986년 4월 ~ 1992년 8월 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 조교수
1992년 9월 ~ 현재 : 한국과학기술원 전기및 전자공학과 부교수
※주관심분야 : 디지탈신호와 영상처리, 다차원 시스템 이론, 비디오신호 전송통신 이론, 이동통신 기술분야