

스플라인 웨이블릿 변환을 이용한 영상의 다해상도 부호화에 관한 연구

正會員 金 仁 謙* 正會員 鄭 俊 鏞** 正會員 柳 充 一***
正會員 李 光 基** 正會員 朴 圭 泰*

A Study on the Multiresolutional Coding Based on Spline Wavelet Transform

In Kyeom Kim*, Jun Yong Chung**, Choong Il Ryu***,
Kwang Kee Lee**, Kyu Tae Park* *Regular Members*

要 約

ATM과 같은 광대역 통신망을 위한 영상 부호화기는 다해상도 영상의 지원과 영상의 점진적 전송, 셀 손실로 인한 피해의 최소화 등 망의 특성을 고려해야만 한다. 기존의 변환 부호화방식으로는 이런 특성의 고려가 불가능하며, 따라서 다해상도 부호화 기법이 요구된다. 다해상도 부호화 기법으로는 기존의 대역 분할 부호화가 있으나, 최근에는 웨이블릿 변환을 이용한 방법이 각광을 받고 있다. 본 논문에서는 스플라인 함수를 이용하여 설계된 웨이블릿 기저를 사용하여 대역 분할을 시도하고, 분할된 각 대역 별로 엔트로피 제한 벡터 양자화를 행하는 다해상도 영상 부호화기를 생각해 본다. 특별히 광대역 망에서의 셀 손실을 대비하기 위해 스플라인 웨이블릿으로 변환된 영상의 대역별 특성을 분석하여, 각 대역별 우선 순위를 설정하는 방법을 제안한다. 실험 결과 제안한 부호화기는 기존의 일반적인 벡터양자화기 보다 약 3 dB 이상의 성능 향상을 보였고, 다른 웨이블릿 기저를 사용한 엔트로피 제한 벡터양자화기 보다는 비트율에 따라서 0.5~2 dB 정도의 성능 향상을 가져올 수 있었다.

ABSTRACT

As the communication environment evolves, there is an increasing need for multiresolution image coding. To meet this need, the entropy constrained vector quantizer(ECVQ) for coding of image pyramids by spline wavelet transform is introduced in this paper. This paper proposes a new scheme for image compression taking into account psychovisual feature both in the space and frequency domains : this proposed method involves two steps. First we use spline wavelet transform in order to obtain a set of biorthogonal subclasses of images ; the original image is decomposed at dif-

* 延世大學校 電子工學科
Dept. of Electronic Engineering, Yonsei Univ.
** 三星電子
Samsung Electronics
*** 大宇電子
Daewoo Electronics
論文番號 : 9410
接受日字 : 1994年 1月 13日

ferent scales using a pyramidal algorithm architecture. The decomposition is along the vertical and horizontal directions and maintains constant the number of pixels required the image. Second, according to Shannon's rate distortion theory, the wavelet coefficients are vectored quantized using a multi-resolution ECVQ(entropy-constrained vector quantizer) codebook.

The simulation results showed that the proposed method could achieve higher quality LENA image improved by about 2.0 dB than that of the ECVQ using other wavelet at 0.5 bpp and, by about 0.5 dB at 1.0 bpp, and reduce the block effect and the edge degradation.

I. 서 론

통신망의 광대역화와 VLSI 기술의 지속적인 발전은 통신 환경의 변화를 가져오게 되었고, 사용자의 욕구 또한 더욱 고도화, 다양화된 서비스를 요구하게 되었다[1-2]. 특히 비디오 및 영상서비스는 점차 중요한 통신 형태로 부각되고 있으며, 영상 전화, 영상 회의, HDTV 등의 다양한 응용 범위를 포괄하고 있다. 이들 영상 통신 서비스의 특징은 협대역에서 광대역까지의 다양한 대역 폭을 요구할 뿐만 아니라, 정보의 흐름이 양방향(교신성 서비스), 편방향(검색형 서비스) 혹은 방송형(분배성 서비스)이며, 전송 채널의 특징에 따라 고정전송율(CBR: Constant Bit Rate) 혹은 가변전송율(VBR: Variable Bit Rate)의 전송속도를 요구한다.

기존의 영상 부호화기들은 신호의 압축이라는 면에만 비중을 두었으므로 이와 같이 변화하는 통신망에는 적합하지 않게 되었다[3]. 그러므로, 본 논문에서는 광대역 통신망의 다양한 전송 특징을 고려한 영상 부호화기를 제안한다. 먼저, 여러 가지 다해상도 영상의 서비스 제공, 셀손실의 피해 최소화, 영상의 품질 보장과 점진적 전송이 가능하기 위해서는 영상의 다해상도 부호화가 필요하다[4]. 기존의 변환 부호화(Transform Coding) 방식으로는 다해상도 부호화의 지원이 거의 불가능하므로, 영상의 다해상도 부호화를 제공해 주는 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)을 이용하여 이를 구현한다. 아울러서, 분할된 각 영상의 특성을 최대한 살리기 위해서는 대역별로 제한된 엔트로피에서 최적의 품질을 갖도록 엔트로피 제한 벡터 양자화를 사용한 영상의 계층적 대역 분할 부호화기를 제안한다.

웨이블릿 변환은 시간과 주파수에 대해 국부성(locality)을 가지고 신호를 표현할 수 있어 비정상 과정(non-stationary)을 가지는 영상 신호를 해석함에 유리하고, 이를 이용하여 표현된 영상은 인간의 시각

특성과 비슷하여 최근 영상처리 분야에서 각광을 받기 시작하였다. 웨이블릿 이론은 여러 가지 신호 처리 응용 분야에서 독자적으로 발달된 많은 기법들에 대한 통합된 체계를 제공해 준다. 예를 들어, 컴퓨터 비전 분야에서 이용되는 다해상도 신호 처리(multiresolution signal processing), 음성과 영상 압축에서 사용되는 대역 분할 부호화(subband coding), 그리고 응용 수학에서 사용된 wavelet series expansion 등은 최근 들어 하나의 이론을 다른 관점에서 인식하고 있는 것으로 해석된다[5-7].

영상의 대역 분할 부호화의 장점은 해당 대역의 통계적 특성에 최적인 부호화 그리고 인간의 시각 특성에 따른 적응적인 부호화를 할 수 있다는 것이다. 또한 특정 대역의 양자화 오차 및 손실은 해당 대역에 한정되며, 잡음 스펙트럼의 조정(noise spectrum shaping)이 가능하다[8]. 이러한 경험적인 요인들 이외에, 정보 이론 관점에서의 분석을 통한 최근의 연구에 의하면, 대역 분할을 거친 Gaussian 소스의 대역 성분들은 원신호에 비하여 유한차 엔트로피와 엔트로피 레이트 사이의 차가 감소한다. 이는 간축된 대역 성분은 원소스에 비하여 평균적으로 더 작은 메모리를 갖게 되며, Gaussian 과정의 경우 더 평탄한 스펙트럼을 갖게 됨을 의미한다[9]. 대역 분할 부호화의 부호화 이득은 이러한 엔트로피의 감소에 기인한다.

대역 분할을 거친 대역 성분들은 상이한 통계적 성질을 가지고 있으므로, 정보의 손실과 정보량을 최소화하기 위하여, 해당 대역에 최적인 양자화기를 설계하여야 한다. 스칼라 양자화(SQ: Scalar Quantization)와 신호 샘플의 독립적인 부호화는 간단한 방법이지만 샘플간의 통계적 상관성을 이용할 수 없다. 그러나 벡터 양자화(VQ: Vector Quantization)는 인접하는 입력 샘플사이의 기억(memory) 혹은 상관성을 이용하므로 높은 부호화 효율을 얻을 수 있다 [10-12].

VQ는 일반적으로 고주파 성분을 보존하지 못하고

블록 효과(blocking effect)를 나타내므로 원영상의 부호화에 직접 이용하는 것은 비효율적이다. 또한 영상 신호의 비정적(non-stationary)인 특징으로 인하여, 모든 영상에 효율적인 부호화를 설계하는 것은 불가능하다. VQ의 이러한 문제점들은 영상의 계층적 대역분할을 통하여 극복된다. 계층적 대역분할은 원영상을 특정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리하므로, 각 대역 성분들을 학습영상으로 사용하여 독립적인 부호화들을 설계하였다. 각 부호화들은 특정대역과 방향성을 갖는 대역성분들로부터 학습되므로 해당대역의 통계적 특징에 잘 부합될 뿐만 아니라, 원영상을 대상으로 설계한 부호화에 비하여 작은 개수의 대표벡터를 갖게 되며 결과적으로 부호화에 필요한 계산량을 감소시킨다.

LBG 알고리즘[10] 이후 VQ[13-15]는 음성 및 영상 신호의 압축에 효과적으로 활용되고 있으며, 다양한 형태의 VQ가 소개되고 있다. 특히 엔트로피-제한 벡터 양자화(ECVQ: Entropy Constrained Vector Quantization)[16]는 LBG 알고리즘을 왜곡 비트율(rate-distortion rate) 이론의 관점에서 일반화시킨 것으로, 고정된 대표벡터 수에서 왜곡을 최소화하는 LBG 알고리즘과는 달리, 제한된 엔트로피에서 최소의 왜곡을 갖는 양자화기를 설계하는 것을 목적으로 한다.

웨이브렛 기저를 설계하기 위하여 FIR 혹은 IIR 필터를 설계하는 기법[17]을 이용하는 경우 어느 정도 좋은 성능을 나타내나 시간과 노력이 많이 요구되고, 여러 어려운 조건을 만족하는 필터를 구하기도 무척이나 어렵고 전문적인 영역이었다. 이러한 단점을 보완하기 위한 필터 설계기법으로 일련의 다항식으로부터 필터를 설계하는 기법이 제시[21]되었으나 그리 좋은 성능을 갖지는 못하였다.

본 논문에서는 웨이브렛 변환을 수행하는 웨이브렛 기저를 만드는 여러 방법중에서 일련의 다항식을 이용하여 웨이브렛 기저를 설계하는 방법을 연구하였다. 다항식을 이용한 필터 설계는 시간과 노력을 많이 줄일 수 있다는 장점을 가지고 있으며 다항식을 이용한 필터 설계의 결과도 좋은 성능을 나타낼 수 있다는 것을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II 장에서는 영상의 점진적 전송을 위한 계층적 대역분할 부호화 방법으로 스플라인 웨이브렛 변환의 이론적 근거를 기술하였으며, 제 III 장에서는 제안한 대역분할 부호화의 대역별 중요도를 분석하였으며 제 IV 장에서는 제

안한 부호화기의 실험 결과 및 고찰을 분석하였다. 마지막으로 제 V 장에서는 결론 및 앞으로의 연구방향을 제시하였다.

II. 스플라인을 이용한 웨이브렛 기저 설계

웨이브렛 기저를 설계하는 방법에는 기존의 대역분할 부호화(subband coding)를 위한 QMF(Quadrature Mirror Filter) bank를 설계하는 방법에 이산 웨이브렛 변환의 조건들을 적절히 결합하여 설계하는 방법이 있고[17-19], 다른 하나는 B-spline을 이용한 방법이 있다. 스플라인(spline)기법은 line fitting이나 보간(interpolation)을 위해 사용되는 기법중의 하나로 이중 B-spline은 모든 스플라인 집합의 기저(basis)를 만들 수 있다[20, 21].

앞에서의 다해상도 표현에 의한 공간 $V_{(i)}^n$ 는 다음과 같이 표현되며,

$$V_{(i)}^n = \left\{ g_{(i)}^n(x) = \sum_{k=-x}^{+x} c_{(i)}(k) \phi^n(2^{-i}x - k), \right. \\ \left. x \in R, c_{(i)} \in l_2 \right\} \quad (1)$$

스케일 함수 $\phi(x)$, 웨이브렛 함수 $\psi(x)$ 는 B-splines의 가중합(weighted sum)으로 표현된다.

$$\phi^n(x) = \sum_{k=-x}^{+x} p(k) \beta^n(x - k) \quad (2)$$

$$\psi^n(x/2) = \sum_{k=-x}^{+x} q(k) \beta^n(x - k) \quad (3)$$

여기서 p, q 는 컨벌루션 필터이며, 각 스플라인의 표현에 따라 달라진다. 함수 $\beta^n(x)$ 는 차수 n의 B-spline이다.

$$\beta^n(x) = \beta^0 * \beta^0 * \dots * \beta^0 \quad (4)$$

함수의 공간이 중첩되므로, 더 낮은 해상도에서의 기저함수들은 더 높은 해상도의 기저함수들에 포함된다.

$$\beta^n(x/2) = \sum_{k=-x}^{+x} u_2^n(k) \beta^n(x - k) \quad (5)$$

u_2^n 은 차수 n의 이항 커널(binomial kernel)이다.

$$u_2^n(k) = \begin{cases} \frac{1}{2^n} \binom{n+1}{k+(n+1)/2}, & |k| \leq (n+1)/2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

주어진 하나의 함수 $g(x) \in L_2$ 에서, 우리는 모든 주어진 단계에서 최소의 에러를 갖는 다항 스플라인 근사식을 얻을 수가 있다. 그러한 각 단계에서의 연속표현, $\{g_{i_i}^n(x)\}_{i \in Z^n}$ 는 다항 스플라인 피라미드라고 부르는 다해상도분석으로 정의된다. 다항 스플라인 피라미드의 계수들은 간축함수(필터링과 2의 간축)의 반복에 의해서 다음과 같이 구해진다.(그림 2)

$$c_{i+1}(k) = [\dot{v} * c_{i_i}]_{1_2}(k) \quad (7)$$

$$d_{i+1}(k) = [\dot{w} * c_{i_i}]_{1_2}(k) \quad (8)$$

여기서 전단계필터(prefilter) \dot{v}, \dot{w} 는

$$\dot{v}(k) = \frac{1}{2} [(p * b^{2n+1})^{-1}]_{1_2} * p * b^{2n+1} * u_2^n(k) \quad (9)$$

$$\dot{w}(k) = \frac{1}{2} [(q * b^{2n+1})^{-1}]_{1_2} * p * u_2^{2n+1} * \delta_1(k) \quad (10)$$

b^n 은 차수 n의 이산 스플라인이고, 이는 B-spline을 샘플링해서 구한다.

$$b^n(k) = \beta^{n(x)}|_{x=k} \leftrightarrow B_1^n(z) \quad (11)$$

여으로, 높은 해상도의 계수들은 보간함수(샘플링 수 증가와 필터링)의 연속적 적용에 의해서 구해진다.(그림 3)

$$c_{i+1}(k) = v * [c_{i+1}]_{1_2}(k) = w * [d_{i+1}]_{1_2}(k) \quad (12)$$

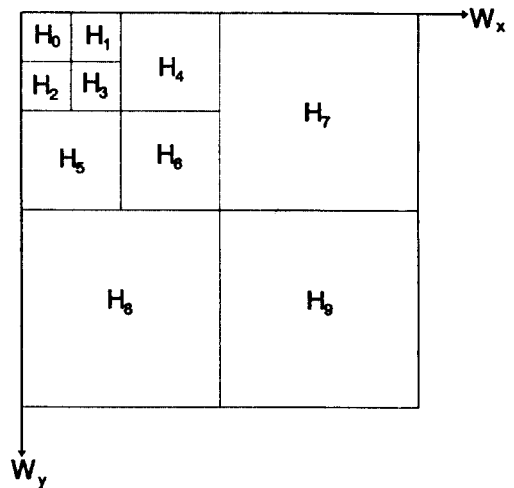


그림 1. 계층적 대역분할의 대역성분
Fig. 1. Each component of octave band splitting

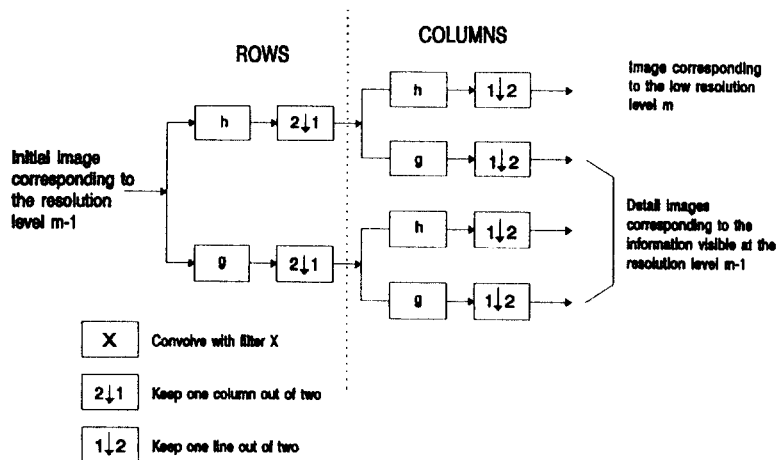


그림 2. 다해상도 영상분해의 한 단계(간축 함수)
Fig. 2. One stage of multiresolutional image decomposition(decimation function)

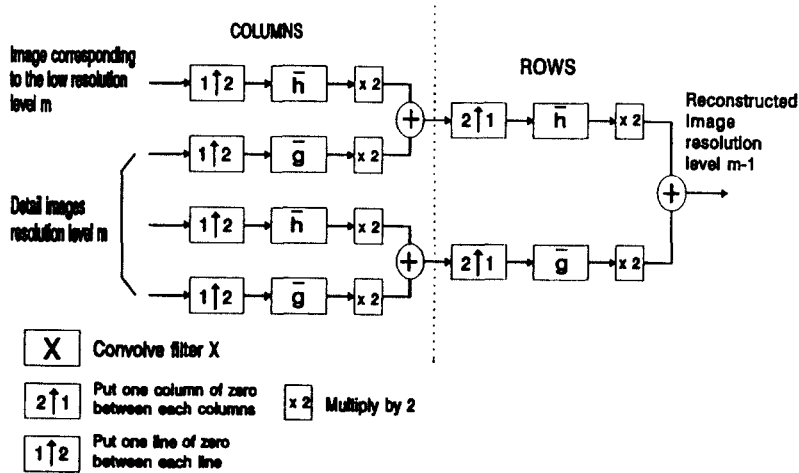


그림 3. 다해상도 영상복원의 한 단계(보간 함수)
 Fig. 3. One stage of multiresolutional image reconstruction(interpolation function)

표 1. 스플라인과 웨이브렛 기저함수

Table 1. Basis function of spline and wavelet representation

	Orthogonal (O-splines)	Cardinal (C-splines)	Basic (B-spline)
Basic function	ϕ_o^n	ϕ_c^n	$\phi_b^n = \beta^n$
Weighting coefficients(p)	$(b^{2n+1})^{-1/2}$	$(b^n)^{-1}$	δ_0
Wavelet function	ψ_o^n	ψ_c^n	ψ_b^n
Weighting coefficients(q)	$([\underline{b}^{2n+1} * b^{2n+1}]_{12} * b^{2n+1})^{-1/2}$	$([\underline{b}^n * u_2^n * b^{2n+1}]_{12})^{-1}$	δ_0

여기서, 후단계필터(postfilter) v, w 는

$$v(k) = [p]_{12} * u_2^n * (p)^{-1} \quad (13)$$

$$w(k) = \frac{1}{2} [q]_{12} * u_2^n * \delta_{-1} * (p)^{-1}(k) \quad (14)$$

이며, 복원 영상은 다음에 의해 얻어진다.

$$g(k) = p * b^n * c_0(k) \quad (15)$$

여기서 컨벌루션 필터 p, q 의 표현은 표 1과 같으며, 필터 계수는 표 1에 주어진 p, q 값을 사용해서 위에서 주어진 식 (9), 식 (10), 식 (13), 그리고 식 (14)에 대입하여 푸리에 변환과 역푸리에 변환을 통해서 구한다.

III. 제안한 영상의 대역별 중요도 할당기법

ATM과 같은 광대역 통신망을 위한 영상부호화기는 다해상도 영상의 지원과 영상의 점진적 전송, 셀 손실로 인한 피해의 최소화 등을 고려해야만 한다. 기존의 변환 부호화(Transform Coding) 방식으로는 이런 특성의 고려가 불가능하며, 따라서 다해상도 부호화 기법이 요구된다.

다해상도 부호화의 장점은 첫째, 셀손실 등으로 인한 전송에러보상에 적합하다. 계층적 부호화에서 각 계층은 영상정보의 중요도를 반영하므로, 하위(저주파)계층 정보에 높은 우선순위(high priority)를 부여하여 손실을 막으면 기본적인 화질을 유지할 수 있다. 또한 하위계층 정보에 선택적으로 높은 에러정정 능력을 부여하는 방법도 고려할 수 있다. 둘째 계층

적 부호화는 영상서비스를 가입자의 요구에 부합시키는데 용이하다. 즉, 요구되는 화질 및 그에 따른 대역폭의 선택은 적절한 계층을 선택함으로써 이루어지게 된다. 셋째, 계층적 부호화는 수 Mbps의 영상서비스에서 수백Mbps의 HDTV에 이르기까지 여러 종류의 영상서비스 간의 호환성(compatibility)을 보장한다. 그러므로 모든 종류의 영상서비스를 동일한 부호화 방식으로 통합시킬 수 있다. 넷째, 셀 손실에 대한 대책과 상호 호환성이라는 이유 뿐아니라 ATM 망의 사용료 부과라는 관점에서 계층적 부호화가 적절한 것으로 제안되고 있다. 즉 안정된 정보 전달이 가능한 기저(하위) 계층에 셀 손실이 발생할 수 있는 추가(상위)계층보다 비싼 사용료를 요구할 수 있으며, 저렴한 가격의 추가 계층은 통계적 다중화를 통하여 더 많은 호(call)를 수용하게 할 수 있다.

m ≥ 2		m = 2	m = 1	
저해상 부영상	해상도 m=2 수직 방향 부영상		해상도 m=1 수직 방향 부영상	
해상도 m=2 수평 방향 부영상	해상도 m=2 대각선 방향 부영상			
해상도 m=1 수평 방향 부영상		해상도 m=1 대각선 방향 부영상		

그림 4. 웨이블릿 분해영상의 각 대역별 방향특성
Fig. 4. Image decomposition in the wavelet representation

본 논문에서는 다해상도 부호화 기법으로 웨이블릿 변환을 사용하여 영상을 수직 및 수평 방향 성분으로 대역분할함으로써 대역간에 존재하는 상관성을 제거하고 고주파 대역을 효과적으로 분해한 후, 이 각 대역을 학습영상으로 사용한 독립적인 부호책으로 벡터 양자화하는 방법을 생각해본다. 특별히 분해 영상들의 각 대역별 특성을 분석하여 영상 복원에 있어서 중요도에 따른 대역별 중요도 평가기법을 제안

한다.

1. 대역분할된 영상의 대역별 특성 분석

스플라인 웨이블릿 기저를 이용하여 분해한 영상들의 통계적 특성을 안다면, 이 특성은 각 대역을 최적으로 부호화하는데 많은 도움이 될 것이다. 먼저 실험영상으로 사용하는 총 17장의 영상을 II장에서 설계한 스플라인 웨이블릿 기저를 사용하여, 영상을 수직, 수평으로 각각 3단계로 나누면, 영상은 그림 1과 같이 총 10개의 대역으로 분할된다. 2단계 7개의 대역으로 나누었을 경우 각각의 대역별 방향성분이 그림 4에 잘 나타나 있다. 그림에서 m은 각 대역 성분의 해상도의 역으로 표현할 수 있다. 즉 m=1인 영상의 해상도보다 m=2인 영상의 해상도가 반으로 줄어든다는 것을 의미한다.

분할된 각 대역들이 복원영상에 미치는 영향을 조사해 보기 위해서 각 대역성분들을 하나씩 제거해 가면서 복원영상의 화질에 미치는 영향을 조사하였다. 본 연구에서의 화질평가 기준은 PSNR(peak-to-peak signal to noise ratio)을 이용하였다.

$$PSNR = 10 \cdot \log_2 \frac{(255)^2}{MSE} \quad (dB) \quad (16)$$

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |f(i, j) - f'(i, j)|^2 \quad (17)$$

각 대역은 분산 값이 클수록 중요한 대역성분으로 인식하며 중요도에 따른 비트할당을 함으로써 각 대역별 중요도 할당을 수행한다. 표 2에 나타나 있듯이 고주파 성분이 많은 baboon 영상의 경우 해상도가 커짐에도 불구하고 분산 값이 큰 값을 나타내고 있음을 알 수 있다. 이것은 baboon 영상이 변화가 심한 영상임을 의미하며 압축시 많은 비트를 필요로 한다는 사실을 의미한다. 또한 여러 영상을 보면 수평성분보다는 수직 성분이 많음을 알 수 있는데 이러한 방향 성분을 이용한 대역별 부블력을 설정함으로써 최적의 성능을 얻을 수 있다.

각 대역 성분이 복원영상에 미치는 영향을 대표적인 실험영상에 대해서 PSNR로 표 3에 나타내었다. 표를 보면 쉽게 스플라인 웨이블릿이 가지는 대역별 분할 특성을 알 수 있다. H0대역은 영상의 가장 중요한 성분이 저주파 성분이 몰려 있는 곳으로 이곳이 상실되면 영상은 거의 경계성분만 남게 된다. 그리고, 같은 단계에서는 수직, 수평 성분보다는 대각선

표 2. 실험영상의 대역별 평균 및 분산(O-spline)

Table 2. The average and variance in the subband test image

영상		baboon	jet	lena	pepper
대역	0	128.136229	177.633190	123.598770	118.859965
	1	0.001258	0.355720	-0.058419	0.239157
	2	0.091111	0.148467	-0.030662	0.224264
	3	0.025240	-0.056910	-0.038176	0.026809
	4	-0.046599	0.307957	0.072589	0.244706
	5	0.033490	0.055644	-0.031334	0.249383
	6	-0.016426	0.000958	0.013763	0.010815
	7	-0.024527	0.224477	0.056913	0.163032
	8	-0.278947	-0.166148	-0.016556	0.161178
9	-0.010927	0.001445	0.004795	-0.000155	
평균	0	1149.108386	1842.941146	2111.064193	2679.404396
	1	57.809271	80.383372	70.942689	58.887136
	2	67.091377	79.743646	21.402312	45.195150
	3	36.378257	20.576325	19.616635	10.560506
	4	62.491417	42.071793	34.615282	26.014771
	5	127.108417	39.424584	12.634581	23.266149
	6	45.205741	7.136750	7.943581	4.215910
	7	50.122979	19.255684	12.726722	15.845280
	8	164.649473	19.533253	4.734622	14.770766
9	29.224516	1.224220	2.277242	5.799568	

표 3. 각 대역이 영상복원에 미치는 영향(O-spline, 단위 : dB)

Table 3. The effect of the each band for reconstructed image

제거대역	실험영상 벡터 크기	baboon	jet	lena	pepper
H0	1×1	5.6830	2.8932	5.7278	5.8753
H1	1×2	30.5108	29.0723	29.6215	30.4264
H2	2×1	29.8636	29.1126	34.8260	31.5750
H3	1×2	32.5223	34.9963	35.2042	37.8936
H4	2×2	30.1725	31.8810	32.7374	33.9685
H5	2×2	27.0890	32.1727	37.1148	34.4519
H6	2×2	31.5789	39.5954	39.1304	41.8815
H7	4×4	31.1304	35.2736	37.0824	36.1244
H8	4×4	25.9631	35.2167	41.3774	36.4290
H9	4×4	33.4733	47.2495	44.5559	40.4966
정상복원시		82.0350	79.2142	82.2905	82.6083

성분의 대역이 화질에 미치는 효과가 적은 것으로 나타났다. 하지만, 수직, 수평 성분들은 꼭 모든 영상에서 어느 것이 더 중요하다고 단정할 수 없고 영상의 특성에 따라서 달라지는 것을 알 수가 있다. 이를 객관적인 자료를 통해서 알아내기 위해서 분할된 실험 영상들의 각 대역별 평균과 분산을 구해 보았다. 이것이 표 3에 나타나 있다. 이 표에서 보면 평균값은 저주파 대역을 제외하고는 대부분 '0'에 가까운 값을 가지며, 분산도 저주파대역이 가장 크다. 표 2와 비교해보자면, 각 대역 영상복원에 있어서의 중요도가 분

산과 관계가 있음을 알 수가 있다. 즉 어떤 대역의 분산이 크면 그 대역이 영상 복원과정에서 가지는 중요도는 커진다는 것이다. 여기서는 4가지 영상에 대해서만 살펴보았지만, 실험영상 17가지가 모두 동일한 통계적 특성을 나타내었음을 알 수 있었다. 따라서, 각 대역별 영상복원의 중요도는 그 대역 분산을 비교해보면 알 수가 있다.

주관적 화질평가의 측면에서 보면 각 대역이 영상 복원에 미치는 PSNR만이 절대적인 것은 아니다. 예를 들어, PSNR적인 관점에서는 LENA영상의 경우

H6이 H7보다 덜 중요한 대역으로 나오지만, 실제 영상을 제기 복원하여 주관적 화질을 평가하면 반대의 현상이 나타난다. PSNR은 2dB 정도 낮지만 좋은 주관적 화질평가를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이는 스플라인 웨이브렛 변환이 저대역일수록 시각적으로 중요한 정보를 몰아주고 있음을 알 수 있다.

IV. 실험결과 및 고찰

1. 실험환경

본 논문에서 제안한 영상부호화기의 성능을 분석하기 위해서 다양한 통계적 성질을 갖는 512×512 해상도 및 256의 계조도를 갖는 16장의 학습영상을 사용하였으며, 각 대역성분에 대한 부호책을 설계하였다. 이 중 Lena 영상은 보다 일반적인 영상부호화기의 특성을 실험하기 위해서 부호책의 학습영상에서 제외하였다. 계층적 대역분할은 원 영상에 웨이브렛 변환을 적용하여 특정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리하므로, 각 대역성분들을 학습영상으로 사용하여 설계된 들은 해당대역의 통계적 특징에 잘 부합된다. 웨이브렛 변환을 기친 학습영상들은 각 대역성분 별로 독립적인 부호책을 설계하였다. 그림 1과 같이 수직, 수평 3 단계로 계층적 대역 분할을 수행하였으므로 대역성분의 총 개수는 10개이다. 웨이

브렛 변환은 스플라인을 이용한 웨이브렛 필터를 수식을 이용하여 O-Spline, C-Spline, B-Spline 필터를 제작, 사용하여 실험하였으며, 부호책의 설계방법에는 별다른 차이점이 없으나, 부호화 결과는 적용된 필터 특성에 따라 부호화된 영상의 품질에 차이가 있음을 볼 수 있었다.

그림 5는 실험이 수행된 영상 부호화기의 블럭도로 부호화기는 입력 영상에 대해 웨이브렛 변환을 수행하여 10개의 부대역으로 분할한 후 각 대역별로 엔트로피 제한 벡터 양자화기를 적용하여 부호화된 정보를 전송한다. 부호화기는 각 대역별로 전송된 정보를 역양자화한 후 웨이브렛 필터를 이용한 보간을 수행함으로 복원 영상을 얻는다.

2. 최적 비트 할당

계층적 대역분할을 기친 각 대역성분들의 부호화 방법 및 비트 할당을 해당대역의 통계적 성질에 따라 최적화 함으로써 부호화 효율을 극대화할 수 있다. 각 대역성분들의 최적 부호화를 위하여 앞에서 살펴본 바와 같이 대역성분 별로 독립적인 부호책들을 설계하였으며, 다음과 같은 방법으로 최적 비트할당이 이루어진다[23].

비트할당의 목적은 복원 영상의 왜곡을 최소화할 수 있도록 주어질 비트수를 각 대역성분의 부호화를

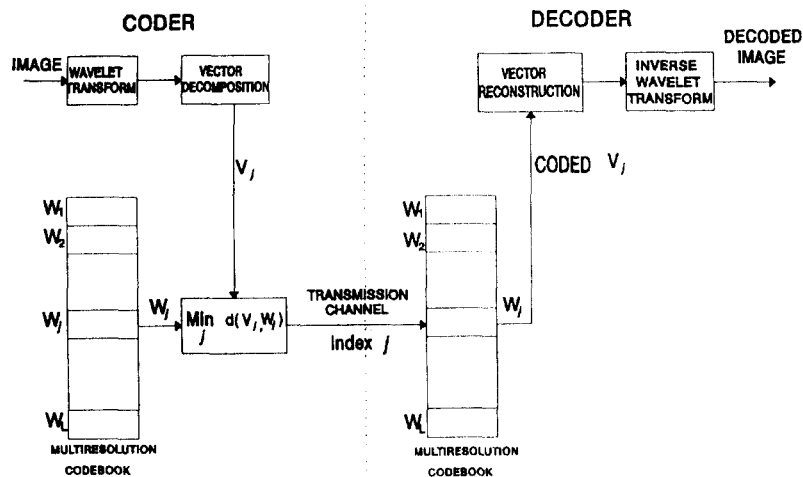


그림 5. 제안한 영상 부호화기, 복호화기
Fig. 5. The simulated image coder and decoder

위해 적절히 분배하는 것으로,

$$\min_{R_k} \left(D = \sum_{k=1}^n D_k(R_k) \right) \quad (18)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^n N_k R_k \leq R_{max} \quad (19)$$

의 조건하에 만족시키는 것이다. $D_k(R_k)$ 와 R_k 는 각각 대역성분 k 의 부호화시 발생하는 왜곡 및 비트율이며, R_{max} 는 주어진 총 비트율이다. 각 대역성분은 독립적으로 부호화되므로 총 비트율(overall rate)은 (19)식과 같이 대역성분의 화소수에 따른 가중치가 고려된(weighted) 합의 형태로 표현된다. N 은 전체 영상의 화소수이며 N_k 는 대역성분 k 의 화소수이다. 또한 이상적인 대역제한 필터(sufficiently bandlimiting filter)를 가정하였을 때, 복원 영상의 총 왜곡(overall distortion) D 는 (18)식과 같이 각 성분의 개별적 왜곡의 합으로 표현된다. 이러한 가정은 저주파와 고주파 필터가 서로 mirror image인 QMF 필터의 경우 성립될 수 있다.

각 대역성분에 대한 distortion rate 함수 $D_k(R_k)$ 가 continuous하며 convex하다고 가정하면 (18), (19) 식을 다음과 같은 Lagrange multiplier 방법을 통하여 표현할 수 있다.

$$\min_{R_k}(J) = \min_{R_k} \left(\sum_{k=1}^n D_k(R_k) + \lambda/N \sum_{k=1}^n N_k R_k \right) \quad (20)$$

J 는 총 비용(overall cost) 함수이며, λ 는 Lagrange multiplier이다. 주어진 총 비트율에서 최소의 총 왜곡은 (20)식의 1차 편미분 치(first partial derivatives)를 0으로 하여 얻어진다. 그러므로,

$$\frac{\partial J}{\partial R_i} = \frac{\partial \sum_{k=1}^n D_k(R_k)}{\partial R_i} + \frac{\lambda}{N} \frac{\partial \sum_{k=1}^n N_k R_k}{\partial R_i} = 0. \quad (21)$$

이 되고, 이는

$$\frac{\partial D_i(R_i)}{\partial R_i} = -\lambda \cdot \frac{N_k}{N} \quad (22)$$

가 된다. 이는 최적 비트할당은 각 대역성분의 distortion rate 곡선이 대역성분의 화소수에 따라 가중된 기울기를 갖는 점에 해당함을 의미한다. 그러므로 각 대역성분의 부호화를 해당 대역성분의 왜곡-비트율

곡선(Distortion-Rate Curve)이 기울기 $\lambda N_k/N$ 를 갖는 점에 대응하는 부호책을 사용하여 수행함으로써 최적의 부호화를 할 수 있다.

3. 영상의 부호화 결과

제안한 영상부호화기는 주어진 영상을 웨이브렛으로 3단계, 10대역으로 분할한 후 각 대역별로 독립적으로 만들어진 부호책에 의해서 부호화 하였다. 여기서 비트율 할당은 λ 값을 변화시키면서 행하였다.

그림 6, 그림 7, 그리고 그림 8은 대표적인 영상 4가지, BABOON, JET, LENA, PEPPER를 가지고 O-spline, C-spline, B-spline 필터를 사용하여 부호화한 결과이다. 4가지 영상중에서 보다 일반적인 부호화기의 실험을 위해서 LENA영상은 부호책을 만들 때 학습영상에서 제외되었다. LENA 영상은 O-spline 필터를 사용한 경우 1.013 bpp에서 36.6201 dB이고, C-spline 필터를 사용한 경우는 1.02 bpp에서 36.4093 dB이고, B-spline 필터를 사용한 경우는 34.1347 dB이다. 주목할 만한 것은 JET 영상의 효율이 약 0.98 bpp에서 37.2495 dB가 나온다는 것이다. 이것은 LENA 영상보다 1 dB 이상 좋은 효율인데, 이는 JET 영상이 학습영상에 포함되어 있었기 때문이다.

BABOON 영상의 경우는, 어떤 필터를 사용하더라도 전체적으로 다른 영상에 비하여 부호화 효율이 많이 떨어지는 것(약 1 bpp에서 28 dB)을 볼 수 있는데, 이는 BABOON 영상이 표 3에서 보듯이 상당히

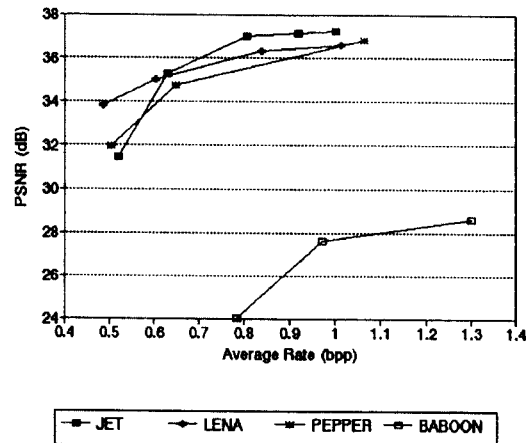


그림 6. 다양한 영상의 복호화 결과(O-Spline 필터)
Fig. 6. The decoded results in various image(O-Spline filter)

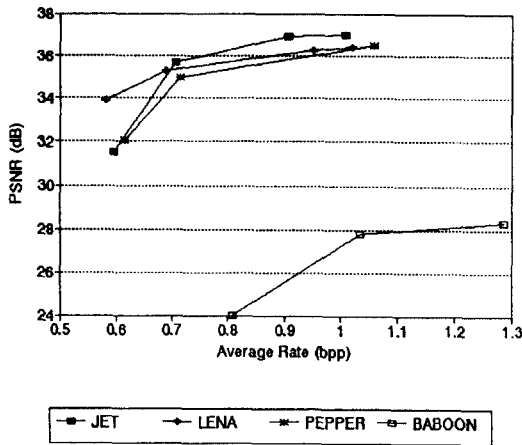


그림 7. 다양한 영상의 복호화 결과(C-Spline 필터)
Fig. 7. The decoded results in various image(C-Spline filter)

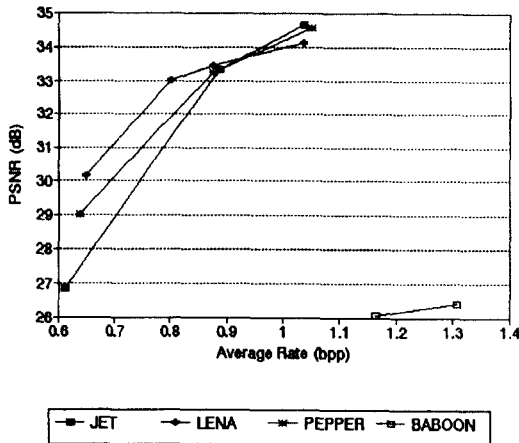


그림 8. 다양한 영상의 복호화 결과(B-Spline 필터)
Fig. 8. The decoded results in various image(B-Spline filter)

복잡하여 저주파대역으로 정보가 집중되지 않기 때문이다. 하지만, BABOON 영상 결과를 보면 주관적인 평가는 약 36dB의 LENA 영상과 거의 같게 느껴지는데 이것은 인간의 시각이 고주파 영역에 민감하지 못하기 때문인 것으로 분석된다.

그림 9와 그림 10은 직교스플라인(O-Spline)을 이용한 경우의 학습 영상에 포함된 JET영상과 학습영상에 포함하지 않은 LENA 영상 결과를 그림으로 보

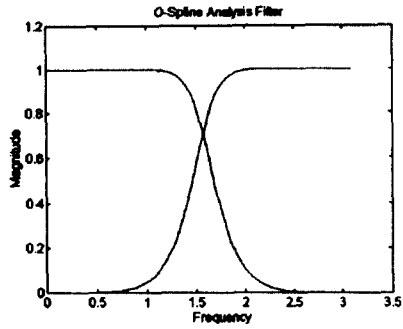
인 것이다. 각각의 결과는 약 1bpp에서 구해진 결과로 그림 7에서 PSNR을 알 수 있다. 그림 12와 그림 13은 각 필터별 성능을 나타낸 것으로 O-Spline의 성능이 가장 좋음을 알 수 있다.



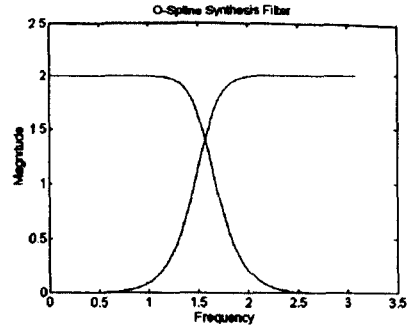
그림 9. JET 영상 복원 결과(O-Spline 필터)
Fig. 9. The decoded result of JET image(O-Spline filter)



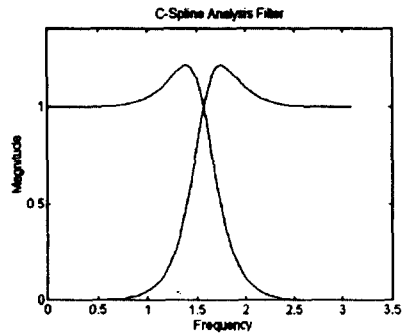
그림 10. LENA 영상 복원 결과(O-Spline 필터)
Fig. 10. The decoded result of LENA image(O-Spline filter)



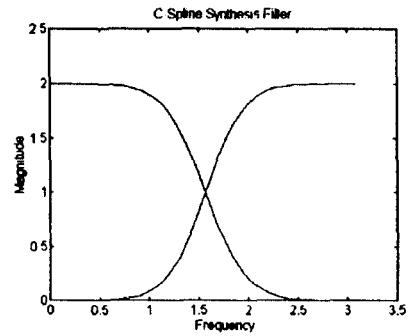
(a) O-spline 분해 필터



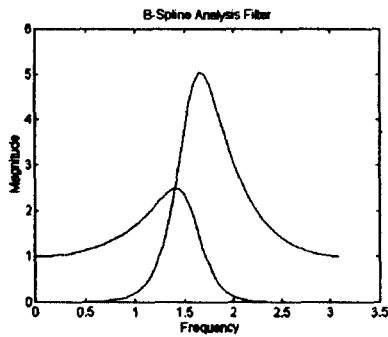
(b) O-spline 합성 필터



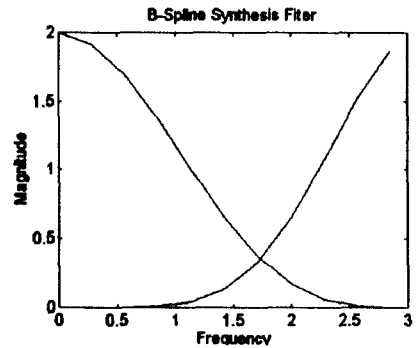
(c) C-spline 분해 필터



(d) C-spline 합성 필터



(e) B-spline 분해 필터



(f) B-spline 합성 필터

그림 11. O-spline, C-spline, B-spline 필터의 주파수 응답
Fig. 11. The frequency response of O-spline, C-spline and B-spline filter

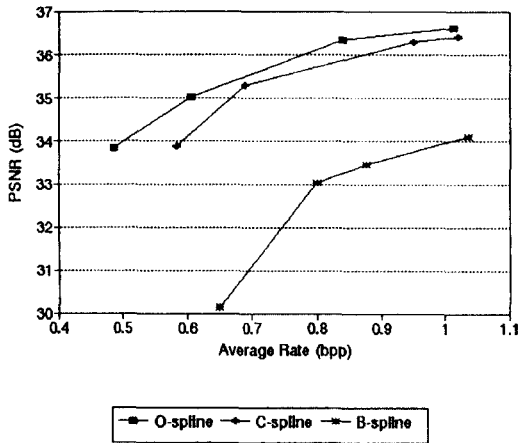


그림 12. 각 필터별 성능 비교(LENA 영상)
Fig. 12. The performance of each filter(LENA image)

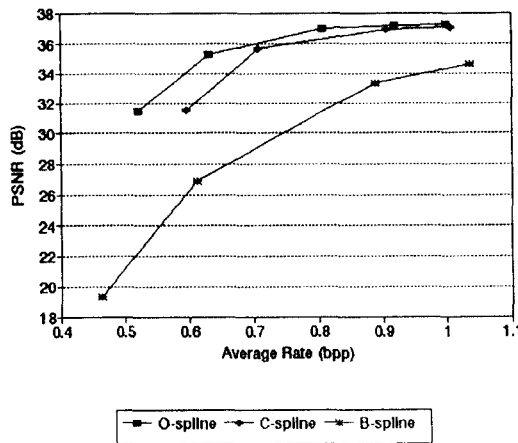


그림 13. 각 필터별 성능 비교(JET 영상)
Fig. 13. The performance of each filter(JET image)

4. 각 필터의 성능 분석

전체적으로 보면 O-spline 필터가 가장 좋고, C-spline 필터가 거의 비슷한 좋은 성능을 보이고 있으며, B-spline 필터는 성능이 떨어짐을 알 수 있다. O-spline 필터를 사용할 경우의 장점은 가장 뛰어난 화질의 영상을 얻을 수 있고, 또 직교 기저이기 때문에 분해필터와 합성필터가 동일하여 하나의 워킹으로부터 설계가 가능하다는 것이다. 각 스플라인 필터의 주파수 응답 특성은 그림 11과 같다. C-spline의 경우는 O-spline보다는 약간 효율이 떨어지나 역시 좋은

성능을 보여주고 있다. B-spline의 경우는 O-spline, C-spline 보다 효율에 있어서는 많이 떨어지지만 B-spline으로 다른 모든 스플라인 기저들을 만들 수 있고, 또 다항 스플라인 필터계수와 웨이브렛 기저 필터가 모두 일정한 길이를 가지게 되므로(compact support) 복원과정이 매우 간략화되는 장점이 있다. 아울러 B-spline의 경우는 스플라인 차수가 무한대로 감에 따라 B-spline 웨이브렛이 Gabor 함수로 근접하게 되므로, 시-주파수 분리(time-localization)가 뛰어나다는 장점이 있다[21]. 그러므로, 이런 좋은 시-주파수 분리 특성과 빠른 복원특성은 B-spline 표현이 비정상과정을 가지는 신호분석에 아주 적합하다는 것을 의미한다.

5. 제안한 부호화기의 성능 비교 평가

제안한 부호화기의 성능을 비교 평가하기 위해서 Antonini 필터[22]와 VQ를 사용한 부호화기, 동일한 필터에 ECVQ를 사용한 부호화기, 그리고 본 논문에서 제안한 부호화기와의 비교를 보임으로 본 논문에서 제안한 부호화기의 우수성을 입증하였다.

Antonini의 필터와 VQ를 사용한 Antonini의 모델은 1 bpp에서 34.21 dB가 나옴을 볼 수 있고, 동일한 Antonini의 웨이브렛 필터를 사용하고, 본 논문과 동일한 ECVQ알고리즘을 적용시켰을 경우 약 1 bpp에서 36.11 dB가 얻어졌으며, 본 논문에서 제안한 부호화기는 약 1 bpp에서 36.62 dB가 얻어졌다. 세가지 부호화기의 전체적인 성능비교가 그림 14에 잘 나타나 있다. 본 논문에서 제안한 O-spline을 이용한 부호

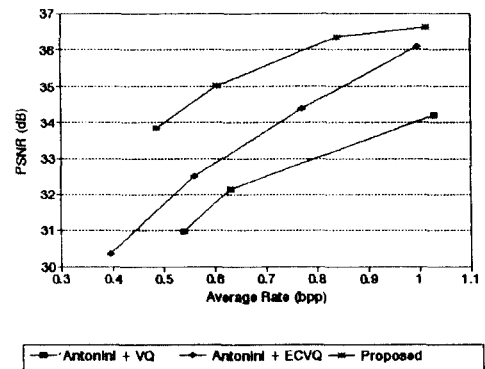


그림 14. 참고 논문[22]과 제안한 부호화기의 성능비교
Fig. 14. The performance of reference[22] and presented coder

표 4. 제안한 방법과 Antonini[22] 방법의 성능비교 (LENA 영상)

Table 4. The performance of presented method and Antonini[22] method(LENA image)

비교방법	Antonini[22] + VQ	Antonini[22] + ECVQ	제안한 방법 O-spline +ECVQ
Bit rate (bpp)	1.03	0.977	1.01311
PSNR (dB)	34.21	36.11	36.6201

화기가 0.5 bpp에서는 약 2 dB, 1 bpp에서는 약 0.5 dB 향상되었음을 알 수가 있다.

6. 대역 손실을 통한 성능분석

본 논문에서 제안한 부호화기는 ATM과 같은 광대역 통신망을 위해 만들어졌고, 이에 따라 사용량의 증가나 망의 폭주 등으로 인해 발생하는 셀손실에 대처할 수 있어야 한다. 영상정보에서의 셀의 손실은 치명적인 영상 품질의 손상을 가져올 수도 있기 때문이다. 특히 영상의 차신호를 이용하는 동영상일 경우의 문제는 더 심각해 질 수 있다.

여기서는 부호화된 영상이 전송되다가 망에서 셀손실로 인해 분할 대역의 일부가 손실되는 경우를 가정하여 복원영상의 화질을 평가해 보고자 한다. 스플라인 웨이브렛으로 분해된 영상의 대역별 중요도는 앞에서 분석했듯이 각 대역의 분산과 관계가 있다. 즉 해당대역의 분산이 크면, 이는 영상복원이 미치는 영향이 크게 되므로, 중요도가 높아진다. 따라서 분석결과에 나타난 가장 중요도가 떨어지는 H9 대역에는 가장 낮은 우선순위를 주게 될 것이고, 가장 중요도가 큰 H0 대역에는 가장 높은 우선 순위를 준다고 가정한다. 영상의 분산정보를 이용하여 중요도가 떨어지는 대역을 제거 복원해 보았다. 표 5를 보면 III장의 분석 결과가 부호화 이후에도 그대로 적용됨을 확인할 수 있었다. 결과에서 보듯이 웨이브렛을 이용한 다해상도 부호화기 셀손실로 인해 발생할 수 있는 대역손실을 큰 화질의 열화 없이 잘 견디 낼 수 있음을 확인할 수 있었다. 9번, 6번 대역이 손실된 채로 복원된 영상을 볼 경우, 눈으로 보아서는 거의 구별이 안가고, 객관적 화질또한 우수함을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 ATM과 같은 광대역통신망의 특성

표 5. 대역손실을 가정하여 복원한 영상의 화질

Table 5. The quality of reconstructed image with the loss of each subband

제거 대역	LENA		JET	
	1.013 bpp 분산	36.6201 PSNR	1.000 bpp 분산	37.2495 PSNR
H6	7.943581	34.8081	7.136750	35.3607
H7	12.726722	35.6663	19.255684	33.5919
H8	4.734622	35.9298	19.533253	33.5786
H9	2.277242	36.3272	1.224220	37.0399

인 여러가지 다해상도 영상서비스의 제공, 점진적 전송, 셀손실등의 특성을 만족시키기 위하여 스플라인 웨이브렛과 ECVQ를 이용한 영상의 계층적 대역분할 부호화기를 제안하였다. 제안한 부호화기의 성능을 분석하기 위하여 다양한 통계적 영상을 가지는 512×512 해상도 및 256 계조도를 가지는 16장의 학습 영상을 사용하여 다해상도 부호화를 설계하였다. 웨이브렛 변환을 이용하여 계층적 대역분할된 학습 영상들은 대역성분별로 모아지고 ECVQ 알고리즘에 의해 각 대역성분별로 독립적인 부호화를 설계하였다. 웨이브렛 변환에 사용된 필터는 스플라인 함수를 이용하여 설계한 스플라인 필터를 사용하였으며, 영상의 경계에는 원형 콘볼루션(Circular convolution)을 적용하였다. 사용한 필터에 따라서 부호화기의 성능이 달라짐을 볼 수 있었고, 그 중 O-spline 필터가 최적임을 알 수 있었다.

학습영상에 포함되지 않은 LENA 영상에 대한 부호화 결과로서 1.013 bpp에서 36.6201 dB의 높은 부호화율을 얻을 수 있었다. 이는 기존의 일반 VQ를 사용한 결과보다 약 3 dB 정도가 향상된 것이며, Antonini가 설계한 웨이브렛 필터에 동일한 ECVQ를 적용했을 때 보다도 0.5 bpp에서는 2 dB, 1 bpp에서는 0.5 dB 정도의 성능이 향상되었으며, 전체적으로는 약 1~2 dB의 성능이 향상되었음을 볼 수 있었다. 이로써 스플라인 웨이브렛이 좋은 성능을 나타냄을 알 수가 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해 부호화된 영상은 일반적으로 지적되는 VQ의 문제점인 블러효과가 나타나지 않았으며, 이는 VQ와 웨이브렛을 이용한 계층적 대역분할 부호화가 효과적으로 결합되었음을 의미한다. 웨이브렛 변환을 이용한 영상이 계층적 대역분할 부호화는 높은 부호화 효율뿐만 아니라 영상의 다해상도 표현과 점진적 전송이 용이한 장점

이 있으므로 변환부호화의 뒤를 잇는 차세대 부호화 방식으로서의 활용이 기대된다.

본 연구에서의 제한조건 및 개선점은 다음과 같다. 제한한 스플라인 웨이브렛과 ECVQ를 이용한 부호화기는 다해상도가 지원되며 부호화율이 높지만 부호화에 많은 시간을 요한다는 문제점을 안고 있다. 이는 ECVQ 알고리즘에 의해 생성된 부호책은 정형화된 구조를 갖고 있지 못하므로(unstructured), 부호화 과정은 전체 부호책의 탐색을 필요로 하며 부호책의 크기에 비례하는 계산량을 요구하게 한다. 그러므로 ECVQ의 효율성을 최대한 살리면서 정형화된 구조를 가지는 벡터 양자화의 설계가 요구된다. 둘째로 각 대역의 복원영상에서의 중요도를 기준으로 한 더욱 정교한 비트할당 알고리즘의 개발이 요구된다.

앞으로의 연구방향으로는 본 논문에서 분석, 제한한 대역의 중요도 측정방법으로 각 대역이 객관적(PSNR), 주관적(Human Visual System) 화질에 미치는 영향을 고려한 비트할당기법의 개발이 요구되며, 또한 앞으로의 영상 정보는 동영상 위주이므로 웨이브렛 변환을 이용한 동영상 부호화 알고리즘의 연구가 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

1. 이 광기, 이 용균, 박 규태, "ATM 망에서의 영상 부호화 기술," 전자공학회지, 제 19권 제 8호, pp. 725-735, 1992.
2. 이 광기, 김 인겸, 박 규태, "ATM 망에서의 가변 비트율 영상부호화와 트래픽 제어," 한국통신학회지, 제 9권 8호, pp. 583-591, 1992.
3. Rainen Handel, "Evolution of ISDN Towards Broadband ISDN," IEEE Network Mag., pp. 7-13, Jan. 1989.
4. 이 광기, 이 완주, 김 대권, 최 일상, 박 규태, "다중비트율 트리구조 벡터양자화를 이용한 영상의 대역분할 부호화," 한국통신학회지, 제 18권 6호, pp. 895-906, 1993.
5. O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and signal processing," *IEEE Signal Processing magazine*. Vol. 8, No. 4, pp. 14-38, Oct. 1991.
6. Martin Vetterli, Cormac Herley- "Wavelets and Filter Banks: Theory and Design," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 40, no. 9, pp. 2207-2232, Sep. 1992.
7. Martin Vetterli, "A theory of multirate filter banks," *IEEE Trans. ASSP*, vol. ASSP-35, no. 3, pp. 356-372 March 1987.
8. S. P. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-28, No. 2, pp. 129-137, 1982.
9. E. P. Simoncelli and E. H. Adelson, "Subband transforms," *Subband Image Coding*, J. Woods, Ed. Norwell, MA:Kluwer Academic Publishers, 1991, pp. 143-192.
10. Y. Linde, A. Buzo, R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantizer design," *IEEE Trans. Comm.* COM-28, 84-95, 1980.
11. A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
12. R. P. Rao and W. A. Pearlman, "Alphabet- and entropy-constrained vector quantization of image pyramids," *Optical Engineering*, vol. 30, No. 7, pp. 865-872, 1991.
13. A. Segall, "Bit allocation and encoding for vector sources," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-22, No. 2, pp. 162-169, 1976.
14. Y. H. Kim and J. W. Modestino, "Adaptive Entropy coded subband coding of images," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, No. 1, pp. 31-48, 1992.
15. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, "Image coding using lattice vector quantization of wavelet coefficients," *IEEE ICASSP*, pp. 2273-2276, 1991.
16. P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Entropy-constrained vector quantization," *IEEE Trans. ASSP*, ASSP-37, No. 1, pp. 31-42, 1989.
17. I. Daubechies, "Orthornormal bases of compactly supported wavelets," *Commun. Pure Appl. Math.*, vol.XLI, pp. 909-996, 1988.
18. S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *IEEE Trans. PAMI*, PAMI-11, No. 7, pp. 674-693, 1989.
19. S. G. Mallat, "Multifrequency channel decompositons of images and wavelet models," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 37, no. 12, pp. 2091-2110,

Dec. 1989.

20. Michael Unser, Akram Aldroubi and Murray Eden- "A family of polynomial spline wavelet transforms," *Signal Processing* 30, pp. 141-162, 1993.

21. Michael Unser, Akram Aldroubi and Murray Eden- "Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No. 3, March 1991,

pp. 277-285.

22. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, No. 2, pp. 205-220, 1992.

23. T. Senno and B. Girod, "Vector quantization for entropy coding of image subbands," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, pp. 526-533, 1992.



金 仁 謙(In Kyeom Kim) 정회원
 1967年 3月 10日生
 1990年 2月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1992年 8月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1992年 9月 ~ 현재 : 연세대학교 전자공학과 박사과정

鄭 堉 繡(Jun Yong Chung)

정회원

1968年 6月 6日生

1992年 2月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1994年 2月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1994年 2月 ~ 현재 : 삼성전자 기술총괄 비디오 연구실

柳 充 一(Choong Il Ryu)

정회원

1970年 2月 25日生

1992年 2月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1994年 8月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1994年 8月 ~ 현재 : 대우전자 중앙연구소

李 光 基(Kwang Kee Lee)

정회원

1963年生

1986年 2月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1988年 8月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
 1993年 8月 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학박사)
 1994年 2月 ~ 현재 : 삼성종합기술원

朴 圭 泰(Kyu Tae Park)

第 18 卷 第 6 號 參照