

ECVQ 를 이용한 영상의 계층적 대역분할 부호화 (ECVQ for Subband Pyramid Image Coding)

李光基*, 金仁謙*, 鄭垞鏞*, 柳充一*, 朴圭泰*

(Kwang Kee Lee, In Gyeom Kim, Jun Yong Chung,
Choong Il Ryu and Kyu Tae Park)

要約

본 논문에서는 계층적 대역분할과 엔트로피-제한 벡터 양자화를 사용한 영상부호화 방법을 제안한다. 계층적 대역분할 부호화는 대역분할과 피라미드 부호화의 개념을 결합시킨 방법으로 영상부호화에 응용하였을 경우 각 대역성분의 통계적 성질에 따른 부호화를 수행할 수 있으며, 다해상도 영상의 복원이 가능하다는 장점을 갖는다. 엔트로피-제한 벡터 양자화는 제한된 엔트로피에서 최소의 왜곡을 갖는 양자화를 설계하는 것을 목적으로 하며, 대역분할 부호화와 결합하여 압축률과 화질 면에서 우수한 성능을 나타내었다. 각 대역 성분 간의 최적 비트할당은 엔트로피-제한 벡터 양자화의 설계시 각 대역성분의 왜곡-비트율 곡선이 해당 대역 성분의 화소수에 따라 가중된 특정한 기울기를 갖는 점에 대응된다.

Abstract

In this paper, we propose a subband pyramid image coding scheme that uses ECVQ (entropy Constrained Vector Quantizer). In subband pyramid image coding, each subband can be encoded with a coder matched to the statistics of that particular subband, and available versions of the original image at different resolution are easily obtained. ECVQ, aiming at the minimization of the distortion for a fixed entropy of the quantizer output, is well combined with the subband pyramid image coding which yields high compression ratio and good image quality. The optimum bit allocation to each subbands corresponds to the points where the individual distortion rate curves are of particular slope, weighted to the number of samples in that subband, in designing ECVQ.

1. 서론

대역분할 부호화 (Subband coding)의 기본 원리

는 원 신호를, 대역통과필터뱅크를 사용하여, 주파수 대역 별로 분할한 후 각 대역을 적절한 부호화 방법과 비트할당을 통하여 독립적으로 부호화 하는 것이다.³ 대역분할을 거친 각 대역성분들은 원 신호에 비해 제한된 범위의 주파수를 포함하므로 정보의 손실없이 부표분할될 수 있으며¹, 그 결과 원 신호에 대한 다해상도 표현 (multiresolution representation)

* 正會員, 延世大學校, 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Yonsei Univ.)
接受日字 : 1993年 3月 23日

이 가능하다.

영상의 대역분할은 주파수 대역을 균일하게 분할하여 동일한 대역폭을 갖는 대역성분으로 분할하는 방법^{[3], [14]}과 저주파 성분에 대해서만 순환적으로 대역분할을 수행하는 계층적 대역분할^{[11], [12], [13]} 방법이 있으나, 최근 다해상도 표현과 점진적 전송 (progressive transmission)이 용이한 계층적 대역분할에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

계층적 대역분할은 그 자체만으로는 정보량을 감소시키지 못하며 단지 신호를 계층적 대역성분으로 분리할 뿐이므로, 정보량의 감소 즉 신호의 압축을 위해서는 효과적인 양자화 방법이 필요하다. 대역분할을 거친 대역성분들은 상이한 통계적 성질을 가지고 있으므로, 각 대역에 따라 최적의 양자화기를 설계할 수 있으며, 주어진 정보량에 대한 정보의 손실을 최소화하는 것이 그 목적이다.

LBG^[9] 알고리즘이 소개된 후 VQ는 음성 및 영상 신호의 압축에 효과적으로 활용되고 있으며, 다양한 형태의 VQ가 소개되고 있다. 특히 엔트로피-제한 벡터 양자화^[10] (ECVQ : Entropy Constrained Vector Quantization)는 LBG 알고리즘을 rate-distortion 이론의 관점에서 일반화시킨 것으로, 고정된 대표벡터 수에서 왜곡을 최소화하는 LBG 알고리즘과는 달리, 제한된 엔트로피에서 최소의 왜곡을 갖는 양자화기를 설계하는 것을 목적으로 한다.

II. 영상신호의 계층적 대역분할

Burt와 Adelson^[5]에 의해 Laplacian Pyramid가 제안된 이후, 영상의 계층적 대역분할 부호화는 꾸준한 연구의 대상이 되어 왔으며, 최근 wavelet 이론^{[6], [7]}에 의해 그 개념이 일반화 되었다. Laplacian Pyramid는 그림 1과 같이 원 신호 $x(n)$ 을 저주파 신호 $y(n)$ 과 차신호 $d(n)$ ($d(n) = x(n) - a(n)$)으로 분리한다. $a(n)$ 은 $y(n)$ 으로부터 $x(n)$ 을 근사화한 신호이다. 그림 1은 1단짜리 Laplacian Pyramid에 해당하며, 이 과정을 순환적으로 반복하여 원신호를 다해상도 구조로 분할할 수 있다. 그러나 Laplacian Pyramid를 영상 부호화에 응용할 때 다음과 같은 단점을 지적할 수 있다.^[8] 첫째, 고주파 대역 성분의 양자화 오차가 그 대역에만 머무르지 않고 전체 복원 영상에 영향을 미치게 된다. 이는 변환의 비직교성(non-orthogonal) 때문이다. 둘째, Laplacian Pyramid의 기저는 overcomplete하므로, 신호를 저해상도와 원해상도의 차로 분리하게 되고, 이는 샘플 수의 증가(oversampling)를 초래한

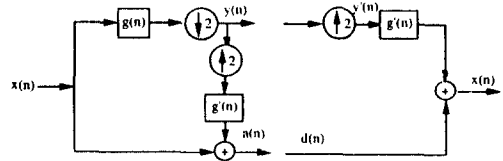


그림 1. Laplacian Pyramid
Fig. 1. Laplacian Pyrami.

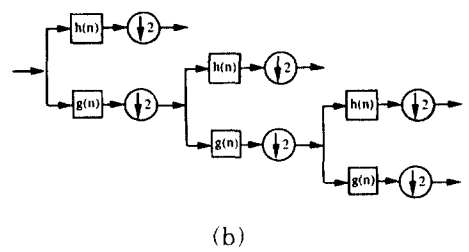
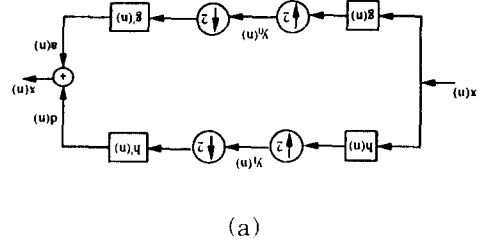


그림 2. (a) 대역분할 및 복원
(b) 계층적 대역 분할

Fig. 2. (a) Subband decomposition and reconstruction.
(b) Octave band splitting.

다. 2차원 신호의 경우 4/3 배 ($1 + 1/4 + 1/16 + \dots$)의 증가를 가져오게 된다. 셋째, 2차원 구조인 영상의 방향성분을 추출할 수 없다.

한편, 대역분할 부호화는 위와 같은 단점을 극복할 수 있다. 그림 2의 (a)는 원 신호 $x(n)$ 을 두개의 대역성분 $y_0(n)$ 과 $y_1(n)$ 으로 나누고 다시 복원하는 과정이다. 필터 $g(n)$ 과 $h(n)$ 은 각각 저주파, 고주파 통과 필터에 해당하므로 이들을 통과한 신호는 정보의 손실없이 부표분화(subsampling)될 수 있고, 결국 원 신호와 동일한 개수의 샘플 수를 유지(critically sampled)할 수 있다. 원 신호 $x(n)$ 을 복원하기 위해서 $y_0(n)$ 과 $y_1(n)$ 을 보간한 후 각각 $h'(n)$ 과 $g'(n)$ 을 통과 시킨다. 이때 원 신호와 동일한 신호를 복원하기 위해서 각 필터들은 특정한 조건(perfect reconstruction)을 만족해야 하며, 이

를 위해 다양한 방법들이 소개되고 있다.^{1) 2)}

영상의 대역분할은 주파수 대역을 균일하게 분할하여 동일한 대역폭을 갖는 대역성분으로 분할하는 방법과 그림 2 의 (b) 와 같이 저주파 성분에 대해서만 순환적으로 대역분할을 수행하는 계층적 대역분할 방



그림 3. Lena 원 영상
Fig. 3. Original Lena.



그림 4. 균일 대역분할
Fig. 4. Equal bandwidth splitting.



그림 5. 계층적 대역분할
Fig. 5. Hierarchical bandwidth splitting.

법이 있다. 그림 4 와 그림 5 는 그림 3 의 원영상에 두 가지 대역분할 방법을 적용한 결과이다. 그림 3 은 256 x 256 해상도에 256 의 계조도를 갖는 Lena 영상이다. 본 논문에서는 다음과 같은 장점을 가지고 있는 계층적 대역분할에 대하여 연구하고자 한다. 계층적 대역분할은 영상의 다해상도 표현 구조를 제공함으로써 정보의 점진적 전송을 가능하게 한다. 전체 영상을 전송하는 대신 저해상도를 갖는 작은 영상을 우선적으로 전송함으로써 수신자는 최소의 비용으로 영상을 복원할 수 있으며, 필요에 의해 더 높은 해상도의 영상을 선택적으로 수신할 수 있다. 또한 각 대역 성분을 독립적으로 부호화할 수 있으므로 packet video 와 같은 응용에서 손실 (packet loss) 에 효과적으로 대처할 수 있다. 즉, 상대적으로 중요한 저해상도 (저주파) 영상에 높은 우선도를 부여하여 손실을 막으면 기본적인 화질을 유지할 수 있다

Ⅲ. 벡터 양자화

1. ECVQ

스칼라 양자화 (SQ : Scalar Quantization) 와 신호샘플의 독립적인 부호화는 간단한 방법이지만 샘플 간의 통계적 상관성을 제거할 수 없으므로, 벡터 양자화 (VQ : Vector Quantization) 를 통하여 더욱 높은 부호화 효율을 얻을 수 있다. VQ 는 각 샘플

플을 독립적으로 부호화하는 대신 일련의 샘플들을 블럭으로 나누고 이를 대표벡터에 사상시키는 방법으로, 대표벡터들의 집합을 부호책이라 한다. 부호책의 각 벡터들은 색인되어 있어서 부호화될 입력 벡터와의 왜곡을 최소로 하는 대표벡터의 색인이 전송된다. 신호의 복원을 위해서 부호화단에서도 부호화단과 동일한 부호책을 가지고 있어야 한다.

LBG 알고리즘⁹은 비균일 스칼라 양자화기의 설계를 위한 Lloyd 알고리즘을 VQ의 부호책 설계를 위해 일반화시킨 것으로 Generalized Lloyd 알고리즘이라고도 불리운다. LBG 알고리즘에 의해 구축된 부호책은 정형화된 구조를 갖고 있지 못하므로 (unstructured), 양자화 과정은 전체 부호책의 탐색을 필요로 한다. LBG 알고리즘은 고정된 갯수의 대표벡터 수, 즉 제한된 부호책의 크기에서 왜곡을 최소화 한다. VQ의 출력을 엔트로피 부호화 하면 더욱 압축률을 높일 수 있으며, 최근 LBG 알고리즘을 확장하여 엔트로피 제한 하에서 부호책을 설계하는 엔트로피-제한 벡터 양자화 (ECVQ : Entropy Constrained VQ)¹⁰가 소개되었다.

ECVQ는 LBG 알고리즘을 rate-distortion 이론의 관점에서 일반화시킨 것으로, 주어진 부호책의 크기에 따라 왜곡을 최소화하는 LBG 알고리즘과는 달리, 제한된 엔트로피에서 최소의 왜곡을 갖는 양자화기를 설계하는 것을 목적으로 한다. 그러므로 ECVQ는 다음과 같은 Lagrangian 함수를 최소화 하는 부호화기를 설계한다.

$$J = E[\rho_n(X^n \cdot \beta(\alpha(X^n))) + \lambda |\gamma(\alpha(X^n))|] \quad (1)$$

위에서 α 는 입력벡터 X^n 을 색인으로 사상 즉 양자화하며, γ 는 색인을 채널부호어로 부호화, β 는 색인에 해당하는 대표벡터를 재생하는 연산자이다. ρ_n 는 왜곡척도이며, 벡터는 n 차원이다. λ 는 convex hull 상에서의 distortion-rate 곡선의 기울기로 해석할 수 있으며, λ 의 값을 변경시켜 감으로써 원 신호의 n 차 유효 distortion rate function의 convex hull에 해당하는 점들을 찾을 수 있다. ECVQ의 초기 대표벡터는 LBG 알고리즘에 의해 설계된 부호책을 사용할 수 있으며 이는 λ 가 0인 부호책에 해당된다. 초기 대표벡터의 갯수는 충분히 커야한다.

그림 6, 그림 7은 ECVQ의 성능을 그림 3의 원 영상을 학습영상으로 하여 얻은 결과이다. 본 논문에서의 비트율은 부호책의 1차 엔트로피를 의미한다. 이는 이상적인 엔트로피 부호화를 통해서만 얻어질

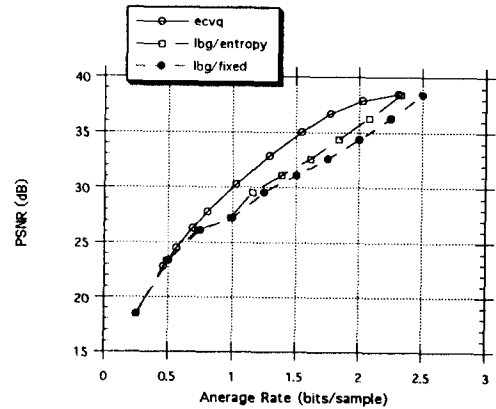


그림 6. 원영상에 적용한 ECVQ의 성능비교
Fig. 6. Performace comparison.

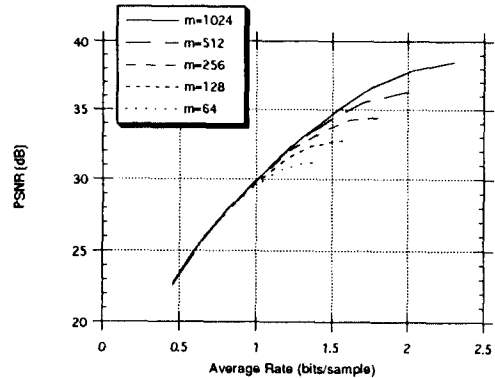


그림 7. 부호책의 크기에 따른 ECVQ의 성능
Fig. 7. ECVQ performance vs. codebook size.

수 있으나, 허프만 (huffman) 혹은 산술 (arithmetic) 부호화를 통하여 근사한 결과를 얻을 수 있다. 블럭 사이즈를 2 x 2로 실험하였으므로 학습벡터의 수는 16384 개이다.

그림 6은 fixed length LBG, entropy-coded LBG VQ, ECVQ의 성능을 비교한 결과이다. 최대 부호책 크기는 1024 이므로 최대 비트율은 2.5 bpp이다. Entropy-coded LBG VQ와 ECVQ의 최대 비트율은 동일한 점이며 이는 λ 값이 0인 점에 해당한다. 그림 7은 ECVQ의 초기 부호책의 크기를 달리 해 가면서 얻은 결과이다. 초기 부호책의 크기는 m이다. 그림에서 볼 수 있듯이 ECVQ 알고리즘의 성능은 초기 부호책의 크기가 클수록 향상됨을 알 수 있다. 그림 6, 7은 대체로 참고문헌 [10]과 유사한 결과로, ECVQ가 영상 부호화에 효과적으로 사용될

수 있음을 알려 준다. 그러나 VQ 는 일반적으로 고주파 성분을 보존하지 못하고 블럭 효과 (blockiness) 를 나타내므로, ECVQ 를 원 영상의 부호화에 직접 이용하는 것은 비효율적이다. 영상의 계층적 부호화는 다음과 같이 VQ 의 이러한 문제점들을 극복할 수 있다

2. ECVQ of Image pyramid

계층적 대역분할은 원 영상을 특정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리해 주므로, 각각의 대역성분들을 학습영상으로 사용하여 독립적인 부호책들을 설계할 수 있다. 각 부호책들은 해당 대역성분들로부터 학습되었으므로 해당대역의 통계적 특징에 잘 부합될 뿐만 아니라, 원 영상을 대상으로 설계한 부호책에 비하여 작은 갯수의 대표벡터를 갖게 되므로 계산량을 감소시킬 수 있다. [11], [12]

다음은 계층적 대역분할을 거친 각 대역성분을 ECVQ 알고리즘에 의해 학습시킨 결과이다. 학습 영상은 256 x 256 해상도에 256 의 계조도를 갖는 17 장의 영상을 사용하였다. 본 논문에서는 그림 5 와 같이 수직, 수평 3 단계로 계층적 대역 분할을 수행하였으므로 대역성분의 총 갯수는 10 개 이다. 편의상 그림 8 과 같이 각 대역성분을 구별하고자 한다.

표 1 과 표 2 는 대역성분 H₇ 을 각각 4x4 및 2x2 의 블럭사이즈로 학습시킨 결과이며 초기벡터는 LBG 알고리즘을 통하여 얻은 것이다. 표 1 의 벡터의 차원은 16 이므로 표 2 보다 초기벡터의 크기가 더욱 커야하지만, 계산량을 고려하여 동일한 수 (1024) 의 초기벡터로부터 부호책을 설계하였다. 그럼에도 불구하고 표 1 의 부호책이 더 낮은 비트율에서 더 낮은 왜곡을 나타냈으며, 이는 벡터의 차원을 크게 할수록 부호화 효율이 증대됨을 나타낸다. 그러나 이는 동일한 비트율에서 부호책의 크기를 증대시키고, 곧 계산량의 증대를 가져오게 된다.

표 1. 대역성분 7 의 부호책 (블럭 크기 : 4x4)

Table 1. Codebook for subband 7(block size : 4x4).

비트율	왜곡	부호책 크기
0.519451	14.966213	1024
0.501516	14.870280	1024
0.471825	14.876127	1024
0.439517	14.899401	1024
0.401222	15.012842	1024
0.345554	15.411762	1024
0.278600	16.379226	1015
0.208604	18.439654	967
0.142588	22.561002	879

표 2. 대역성분 7 의 부호책 (블럭 크기 : 2x2)

Table 2. Codebook for subband 7 (block size : 2x2).

비트율	왜곡	부호책 크기
2.044883	2.941439	1024
1.814731	2.996878	1024
1.567395	3.223171	1022
1.3333979	3.701862	1012
1.072885	4.772649	982
0.800833	7.003506	905
0.543899	11.160936	782
0.339926	17.928773	613
0.178265	28.721024	418

IV. 최적 비트 할당

계층적 대역분할을 거친 각 대역성분들의 부호화 방법 및 비트 할당을 해당대역의 통계적 성질에 따라 최적화함으로써 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. [13]

비트할당의 목적은 복원 영상의 왜곡을 최소화할 수 있도록 주어진 비트수를 각 대역성분의 부호화를 위해 적절히 분배하는 것으로,

$$\min_{R_k} \left(D = \sum_{k=1}^n D_k(R_k) \right) \tag{2}$$

을

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^n N_k R_k \leq R_{max} \tag{3}$$

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 비트율은 (3) 식과 같이 대역성분의 화소수에 따른 가중치가 고려된 (weighted) 합의 형태로 표현된다. N 은 전체 영상의 화소수이며 N_k 는 대역성분 k 의 화소수 이다. 또한 이상적인 대역제한 필터를 가정하였을 때, 복원 영상의 총 왜곡 D 는 (2) 식과 같이 각 성분의 개별적 왜곡의 합으로 표현된다. 이러한 가정은 저주파와 고주파 필터가 서로 mirror image 인 QMF 필터의 경우 성립될 수 있다.

각 대역성분에 대한 distortion-rate 함수 $D_k(R_k)$ 가 연속이며 convex 하다고 가정하면 (2), (3) 식을

다음과 같은 Lagrange multiplier 방법을 통하여 표현할 수 있다.

$$\min_{R_k}(J) = \min_{R_k} \left(\sum_{k=1}^n D_k(R_k) + \lambda / N \sum_{k=1}^n N_k R_k \right) \quad (4)$$

J 는 총 비용 (overall cost) 함수이며, λ 는 Lagrange multiplier 이다. 주어진 총 비트율에서 최소의 총 왜곡은 (4) 식의 1차 편미분 치를 0 으로 하여 얻어진다. 그러므로,

$$\frac{\partial J}{\partial R_k} = \frac{\partial \sum_{k=1}^n D_k(R_k)}{\partial R_k} + \frac{\lambda}{N} \frac{\partial \sum_{k=1}^n N_k(R_k)}{\partial R_k} = 0. \quad (5)$$

이 되고, 이는

$$\frac{\partial D_k(R_k)}{\partial R_k} = -\lambda \cdot \frac{N_k}{N} \quad (6)$$

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 곡선이 기울기 $\lambda N_k/N$ 를 갖는 점에 대응하는 부호책을 사용하여 수행함으로써 최적의 부호화를 할 수 있다.

V. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 III 장에서 설명한 바와 같이 다양한 통계적 성질을 갖는 256 x 256 해상도 및 256 의 계조도를 갖는 17 장의 학습영상을 사용하여 각 대역성분에 대한 부호책을 설계하였다. 대역분할 필터는 Johnston 의 16 C 필터를 사용하였다. 계층적 대역분할을 거친 학습영상들은 대역성분 별로 모아지고 ECVQ 알고리즘에 의해 각 대역성분 별로 독립적인 부호책을 설계하였다. 그림 8 과 같이 수직, 수평 3 단계로 계층적 대역 분할을 수행하였으므로 대역성분의 총 개수는 10 개이다.

III 장에서 확인된 바와 같이 벡터의 차원 (블럭의 크기) 을 크게 할수록 부호화 효율이 증대되지만 이는 부호책의 크기를 증대시키게 되며 결국 부호화시 계산량의 증대를 초래한다. 그러므로 본 논문에서는 표 3 과 같은 블럭 크기로 각 대역성분의 부호책을 설계하였다.^[12] 저해상도 대역성분들은 상대적으로 높은 비트율로 부호화해야 하므로 블럭 크기를 작게 하여 부호책의 크기를 적당히 제한할 필요가 있으며

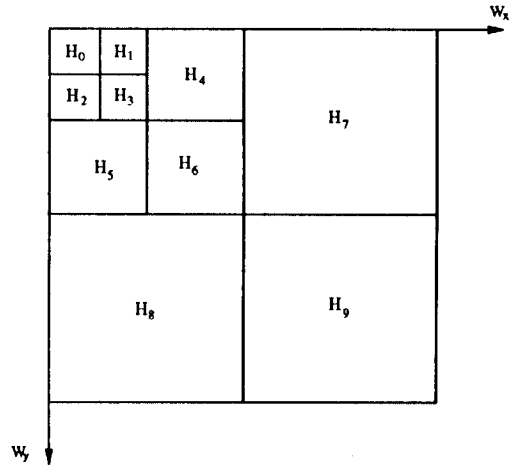


그림 8. 계층적 대역분할의 대역성분

Fig. 8. Subband components of hierarchical bandwidth splitting.

^[11], 가장 저주파 대역 성분인 대역성분 0 은 1x1 의 블럭크기를 가지므로 scalar 양자화와 동일하다. 표 3 에서 볼 수 있듯이 각 대역성분의 학습벡터 수는 각 대역성분의 해상도에 따라 달라지므로 적절한 선택이 요구된다. 즉 학습영상의 수가 고정되더라도 대역성분의 크기와 벡터의 차원에 따라 학습벡터의 크기가 변화하게 된다.

표 3. 대역성분별 부호책 설계

Table 3. Codebook design for various subbands.

대역	블럭크기	학습샘플	학습벡터	최대 부호책 크기	최대비트율
H ₀	1x1	32x32x17	32x32x17	512	9.0
H ₁	1x2	32x32x17	32x32x17/2	512	4.5
H ₂	2x1	32x32x17	32x32x17/2	512	4.5
H ₃	1x2	32x32x17	32x32x17/2	512	4.5
H ₄	1x2	64x64x17	64x64x17/2	512	4.5
H ₅	2x1	64x64x17	64x64x17/2	512	4.5
H ₆	2x1	64x64x17	64x64x17/2	512	4.5
H ₇	2x2	128x128x17	128x128x17/4	1024	2.5
H ₈	2x2	128x128x17	128x128x17/4	1024	2.5
H ₉	2x2	128x128x17	128x128x17/4	1024	2.5

그림 9 와 그림 10 은 학습영상에 포함되지 않은 그림 3 의 영상 Lena 에 대한 부호화 결과로 각각 0.416 bpp 에서 30.74 dB, 1.024 bpp 에서 35.96 dB 의 PSNR 을 얻을 수 있었다. 앞서서와 마찬가지로, 비트율은 부호책의 1차 엔트로피를 의미한다. 표 4 는 그림 9, 10 의 부호화시 각 대역성분의 왜곡 및 비트율이다.

그림 11 은 여러 참고문헌에서 부호화 효율을 비교



그림 9. 부호화결과(0.416 bpp, 30.74 dB)
Fig. 9. Coding result (0.416 bpp, 30.74 dB).



그림 10. 부호화결과 (1.024 bpp, 35.96 dB)
Fig. 10. Coding result (1.024 bpp, 35.96 dB).

하는데 많이 사용하는 다양한 영상들에 대한 부호화 결과로써, Lena 및 Lena 512x512 이외의 영상들은 학습영상으로 사용된 영상들이다. Lena 512x512 를 제외한 모든 영상은 256x256 의 해상도를 갖는다. Lena 512x512 영상 역시 수직, 수평 3 단계 (3 levels) 로 계층적 대역 분할을 수행하였으며 동일한

표 4. 각 대역성분의 왜곡/비트율
(256x256 Lena : 0.416, 1.024 bpp)

Table 4. Distortion/rate for subbands
(256x256 Lena : 0.416, 1.024 bpp).

대역	1		2	
	왜곡	비트율	왜곡	비트율
H ₀	1.205	5.995	0.176	7.440
H ₁	3.482	2.872	2.108	4.064
H ₂	1.820	1.880	0.410	3.221
H ₃	2.030	1.676	0.612	3.080
H ₄	6.933	1.175	1.198	2.533
H ₅	5.280	0.611	0.976	1.699
H ₆	5.067	0.518	0.877	1.557
H ₇	13.052	0.217	4.316	0.734
H ₈	8.140	0.080	2.752	0.466
H ₉	7.390	0.013	2.554	0.335
총	54.398	0.416	15.978	1.024

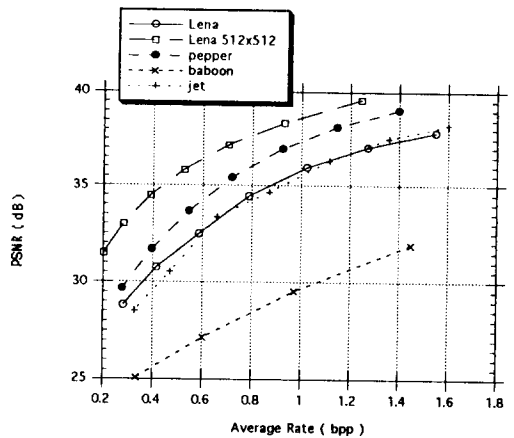


그림 11. 다양한 영상의 부호화 결과
Fig. 11. Coding result of various images.

부호책을 사용하여 부호화 하였다. 그림 11 에서 볼 수 있듯이 원 영상의 해상도와 다른 해상도의 영상으로부터 학습된 부호책을 사용하여도 높은 부호화 효율을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 영상의 계층적 대역분할과 ECVQ 를 사용한 영상부호화 방법을 제안하였다. 엔트로피-제한 벡터 양자화는 제한된 엔트로피에서 최소의 왜곡을 갖는 양자화기를 설계하는 것을 목적으로 하며, 대역분할 부호화와 결합하여 압축률과 화질 면에서 우수한 성능을 나타내었다. 다양한 통계적 성질을 갖는 영상들을 사용하여 계층적 대역성분들에 대한 독

립적인 부호책이 설계되었으며 이를 사용하여 각 대역성분들에 대한 부호화가 이루어진다. 각 대역 성분 간의 최적 비트할당은 ECVQ 설계시 각 대역성분의 왜곡-비트율 곡선이 해당대역 성분의 샘플 수에 따라 가중된 특정 기울기를 갖는 점에 대응된다. 256x256 해상도의 Lena 영상을 1.024 bpp 에서 부호화한 결과 35.96 dB 의 높은 부호화 효율을 얻을 수 있었다. 영상의 계층적 대역분할 부호화는 높은 부호화 효율 뿐만 아니라 영상의 다해상도 표현과 점진적 전송이 용이한 장점이 있으므로 변환부호화의 뒤를 잇는 차세대 부호화 방식으로서의 활용이 기대된다.

參 考 文 獻

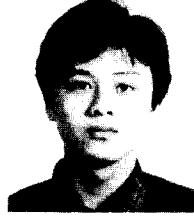
- [1] P. P. Vaidyanathan, "Quadrature mirror filter banks, M-band extensions and perfect-reconstruction techniques," *IEEE ASSP magazine*, pp. 4-20, July, 1987.
- [2] P. P. Vaidyanathan, "Multirate digital filters, filter banks, polyphase networks, and applications : a tutorial," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, pp. 56-93, Jan. 1990.
- [3] J. W. Woods and S. D. O'neil, "Sub-band coding of images," *IEEE Trans. ASSP.*, ASSP-34, pp. 1278-1288, 1986.
- [4] J. D. Johnston, "A filter family designed for use in quadrature mirror filter banks," *IEEE ICASSP*, 1980, pp. 291-294.
- [5] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Trans. Commun.*, COM-31, pp. 532-540, 1983.
- [6] O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and signal processing," *IEEE Signal Processing magazine*, pp. 14-38, Oct. 1991.
- [7] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation," *IEEE Trans. PAMI.*, PAMI-11, pp. 674-693, 1989.
- [8] E. P. Simoncelli and E. H. Adelson, "Subband transforms," *Subband Image Coding*, J. Woods, Ed. Norwell, MA : Kluwer Academic Publishers, 1991, pp. 143-192.
- [9] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, COM-28, pp. 84-95, 1980.
- [10] P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Entropy-constrained vector quantization," *IEEE Trans. ASSP.*, ASSP-37, pp. 31-42, 1989.
- [11] R. P. Rao and W. A. Pearlman, "Alphabet- and entropy-constrained vector quantization of image pyramids," *Optical Engineering*, vol. 30, pp. 865-872, 1991.
- [12] D. P. de Garrido, W. A. Pearlman and W. A. Finamore, "Vector quantization of image pyramids with the ECPNN algorithm," *Visual Commun. Image Processing VI*, Proc. SPIE 1360, pp. 221-232, 1991.
- [13] T. Senno and B. Girod, "Vector quantization for entropy coding of image subbands," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, pp. 526-533, 1992.
- [14] Y. H. Kim and J. W. Modestino, "Adaptive Entropy coded subband coding of images," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, pp. 31-48, 1992.

著者紹介



金 仁 謙(正會員)

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



柳 充 一(正會員)

1970年 2月 25日生. 1992年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1992年 8月~현재 연세대학교 전자공학과 석사과정.

鄭 竣 鏞(正會員)

1968年 6月 6日生. 1992年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1994年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사).

李 光 基(正會員) 第 30卷 B編 第 10號 參照

朴 圭 泰(正會員) 第 30卷 B編 第 10號 參照

현재 연세대학교 전자공학과 교수