

다중비트율 트리구조 벡터양자화를 이용한 영상의 대역분할 부호화

正會員 李 光 基* 正會員 李 完 周* 正會員 金 大 權*
正會員 崔 一 相* 正會員 朴 圭 泰*

Subband Image Coding using Multirate Tree-Structured Vector Quantization

Kwang Kee Lee,* Wan Joo Lee,* Dae Gwon Kim,* Ill Sang Cho;*,
Kyu Tae Park* *Regular Members*

要 約

본 논문에서는 영상의 대역분할 부호화를 위한 다중비트율 트리구조 벡터양자화를 제안하였다. 영상의 대역분할은 원영상을 특정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리하므로, 대역분할을 거친 각 대역성분을 학습영상으로 사용하여 다중비트율 트리구조 벡터양자화기를 설계하였다. 대역분할을 거친 각 대역성분에 대한 최적비트할당은 원하는 비트율과 왜곡을 갖는 다중비트율 트리구조 벡터양자화기의 전정서브트리를 선택하는 문제로 귀착된다.

Abstract

In this paper, MTSVQ(Multirate Tree-Structured Vector Quantization) is introduced for subband image coding. Original images are decomposed into a number of subband components, and multiresolution codebook is designed by MTSVQ algorithm. Optimal bit allocation among the subband components becomes the problem of selecting the particular pruned subtree of MTSVQ which has the desired rate and distortion.

I. 서 론

통신망의 광대역화와 다양한 전송특징을 갖는 통신서비스의 제공으로 요약할 수 있는 통신환경의 변화는 새로운 영상부호화 방법의 필요성을 증대시키고 있다. 즉 기존의 부호화가 고정전송률 채널을 위

한 비트율제어 중심의 부호화였다면, 새로운 환경과 사용자의 요구는 품질 위주의 제어 그리고 다양한 전송특징을 고려영상부호화 방법을 필요로 한다[1]. 이는 기존의 고정비트율/고정해상도 영상부호화에 대하여 가변비트율/다중해상도 영상부호화의 필요성이 증대되고 있음을 의미한다. 본 논문에서는 이러한 요구에 부합하는 영상부호화 방법으로 다중비트율 트리구조 벡터양자화기(MTSVQ: Multirate Tree-Structured Vector Quantizer)를 사용한 영상의 계층

*延世大學校 電子工學科
Dept. of Elec. Eng., Yonsei Univ.
論文番號: 93-91

적 대역분할 부호화를 제안하였다.

LBG[2, 3] 알고리즘 이후 VQ는 음성 및 영상 신호의 압축에 효과적으로 활용되고 있으며, 다양한 형태의 VQ가 소개되고 있다. 특히 엔트로피-제한 벡터 양자화[4](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. 한편 Chou[5] 등은 분류 및 회귀트리를 위한 Breiman[6] 등의 알고리즘을 일반화시킨 G-BFOS 알고리즘을 제안하였으며, 이를 트리구조 벡터양자화기(TSVQ)의 최적화에 적용하여 전정 트리구조 벡터양자화(PTSVQ: Pruned Tree-Structured VQ)를 제안하였다. PTSVQ는 TSVQ 부호책에서 왜곡의 증가에 대한 비트율의 감소의 비를 최소로 하는 내부노드를 연속적으로 가지치기해 나감으로써, 부호책의 유효 R-D함수(operational distortion-rate function)의 convex hull 상의 정점에 해당하는 부호책을 생성시키게 된다. 즉 PTSVQ는 주어진 평균비트율에서 평균왜곡을 최소로 하는 전정 서브트리들을 생성하며, 트리의 길이는 가변적으로 부호화 결과는 가변비트율이 된다[5, 7].

PTSVQ의 설계시 가지치기되는 노드마다 차폐로 순서(pruning number[7])를 부여하여 부호화시 트리의 탐색(tree search)과 복호화시 트리의 이동(tree traverse)을 제한하면, 특정 서브트리를 선택하는 것과 동일한 효과를 얻으며, 결과적으로 하나의 부호책을 사용하여 유효 D-R(Distortion-Rate) 곡선의 전범위를 포괄하는 부호화를 수행하는 다중비트율 부호화기로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 이를 MTSVQ(Multirate TSVQ)라고 부르거나 한다. MTSVQ는 다중비트율 부호화기로서의 장점 뿐만 아니라 연속적 근사 및 점진적 전송을 가능케 하며, 부호화율의 감소에 대하여 왜곡의 증가를 완만하게 유지하므로 버퍼넘침에 효과적으로 대처하는 장점이 있다.

대역분할 부호화 효율을 극대화하기 위해서는 대역분할을 거친 각 대역성분들의 부호화 방법 및 비트 할당을 해당대역의 통계적 성질에 따라 최적화하여야 한다. 그러므로 각 대역성분별로 독립적인 부호책들을 설계하였으며, 이들은 해당대역의 통계적 특징을 반영한다. 각 대역성분에 대한 최적비트할당[11-12]은 복원영상의 왜곡을 최소화하기 위하여, 주어진

평균 비트율을 넘지 않는 범위에서 각 대역성분에 효과적으로 비트수를 분배하는 것이다. MTSVQ의 각 전정서브트리들은 유효 R-D 곡선상의 정점에 해당하는 부호책들로서, 특정 비트율과 왜곡을 정의하므로, 최적비트할당은 결국 원하는 비트율과 왜곡을 갖는 전정서브트리를 선택하는 문제로 귀착된다. 각 대역성분의 MTSVQ에 대한 유효 R-D 함수는 convex하므로, 대역 성분 간의 최적 비트 할당을 위하여 G-BFOS 알고리즘을 적용[13, 14]하였다.

II. 영상신호의 벡터양자화

1. 전역탐색/트리구조 벡터양자화

LBG 알고리즘을 일반화한 엔트로피-제한 벡터양자화(ECVQ)[4]는 다음과 같은 Lagrangian 함수를 최소화 하는 부호책을 설계한다.

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

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 D-R곡선의 기울기로 해석되며, λ 의 값을 변경시켜 감으로써 원 신호의 n 차 유효 D-R함수의 convex hull에 해당하는 점들을 찾을 수 있다.

LBG 및 ECVQ 알고리즘에 의해 생성된 부호책은 정형화된 구조를 갖고 있지 못하므로, 부호화 과정은 전체 부호책의 탐색을 필요로 하며 부호책의 크기에 비례하는 계산량을 요구하게 된다. 한편 트리구조 벡터양자화(TSVQ)는 트리구조 부호책의 탐색을 통하여 탐색의 양을 줄임으로써, 전체 부호책의 탐색을 필요로 하는 전역탐색 VQ에 비하여 부호화시 필요한 계산량을 현저히 줄이게 된다. 전역탐색 VQ의 경우 부호책의 크기를 N_c , 벡터의 차원을 n 이라 가정할 때 각 입력벡터의 양자화에 필요한 계산량은 $O(nN_c)$ 이다. TSVQ의 경우, m 진(m -ary) 트리를 가정할 때 트리의 깊이는 $\log_m N_c$ 이므로, 탐색에 필요한 계산량은 $O(nm \log_m N_c)$ 로 줄어들게 된다. 이는, 부호책의 크기는 부호화율에 따라 지수적으로 증가하므로, 탐색에 필요한 계산량이 부호화율의 증가에 따라 전역탐색 VQ의 경우 지수적으로, TSVQ의 경우 선형적으로 증가함을 의미한다. 또한 TSVQ는 연속적근사 및 점진적 전송을 가능케 하는 장점이 있다.

그러나 부호책의 메모리 요구는 전역탐색 VQ의 경우 nN_c 인 반면, TSVQ는 말단노드의 대표벡터 뿐만 아니라 탐색에 필요한 내부노드의 벡터도 필요하게 되므로 $nm(N_c-1)/(m-1)$ 로 증가하게 된다. 또한 TSVQ는, 탐색의 제한으로 인하여 동일한 부호책의 크기에서, 전역탐색 VQ에 비하여 부호화 성능이 저하되는 단점이 지적된다[2].

2. 벡터양자화기의 분류

위에서 살펴본 바와 같이 VQ는 대표벡터의 탐색방법에 따라 전역탐색 VQ와 탐색의 양을 줄이기 위해 정형화된 구조를 갖는 경우로 분류되며 Lattice VQ, TSVQ 등은 후자의 경우에 해당한다. 일반적으로 전자의 경우가 후자에 비해 높은 성능을 나타낸다. 또한 VQ는 첫째 부호화율의 가변성, 둘째 동작모드에 따라 다음과 같이 분류된다[13, 14].

첫째 대표벡터의 색인을 채널부호어에 사상하는 방법에 따른 분류로서, 일반적으로 엔트로피 부호화여부에 따라 고정비트율 혹은 가변비트율 VQ로 나뉘어진다. 고정비트율 VQ의 부호화율은, 벡터의 차원이 n 이고 부호책의 크기가 M 일때, $R = (1/n)\log_2 M$ 이다. 대표벡터의 색인에 대한 엔트로피 부호화는 이를 R 이하로 낮추게 되며 부호화율은 가변적이 된다. TSVQ에서 대표벡터로의 경로(path map)를 색인으로 사용할 경우 균형트리의 경우는 고정비트율 비균형트리의 경우는 가변비트율 부호화기가 된다. 일반적으로 영상의 가변비트율 부호화는 활동도가 높거나 부호화하기 어려운 부분에 더 많은 비트를 할당하고 활동도가 낮은 영역에는 적은 수의 비트를 할당함으로써 부호화효율을 증대시키는 반면 시스템의 복잡도는 현저히 높아진다. 또한 고정비트율 채널을 통한 전송의 경우 버퍼가 필요하게 되며, 버퍼 넘침과 고갈(buffer overflow and underflow)을 막는 효율적인 메카니즘을 필요로 한다. 그러나 패킷교환망과 같은 응용에서는 가변비트율 부호화가 잘 부합된다.

둘째, VQ는 동작모드에 따라 단일비트율(single-rate) VQ와 다중비트율(multi-rate) VQ로 분류된다. 설계된 부호화기의 유효 D-R 곡선이 단조성(monotonic)이며, D-R 곡선 상의 각 점들이 특정한 비트율과 왜곡을 나타낸다고 가정할 때, 단일비트율 VQ는 D-R곡선의 각 점마다 그에 상응하는 서로 다른 부호책을 사용해야 하는 반면, 다중비트율 VQ는 D-R 곡선의 전범위를 포괄하는 하나의 부호책을 사용한다. 전자의 예로는 LBG, ECVQ 등이 있으며 후자의

예로는 AECVQ [13, 14](Alphabet and Entropy Constrained Vector Quantization), PTSVQ 등이 있다. 다중비트율 VQ는 영상의 통계적 특징 혹은 전송대역의 변화로 인해 부호화율을 변경시켜야만 할 경우에도 하나의 부호책만으로 부호화율을 쉽게 변경시킬 수 있으므로 매우 효율적이다. 특히 영상의 대역분할 부호화에서는 입력영상의 특징에 따라 각 대역성분의 부호화를 위한 적응적 비트할당이 이루어져야 하므로 부호화율을 용이하게 변경할 수 있는 부호화 방법이 필수적이다.

III. 다중비트율 트리구조 벡터양자화

1. PTSVQ의 개요

최근 Chou등은 분류 및 회귀 트리를 위한 Breiman [6]등의 알고리즘을 일반화 시킨 G-BFOS 알고리즘과 이를 이용한 정정 트리구조 벡터양자화[5] (PTS-VQ)를 제안하였다. PTSVQ는 TSVQ 부호책을 가지치기함으로써 주어진 평균비트율에서 평균왜곡을 최소화하는 서브트리를 생성하며, 이는 TSVQ 부호책의 유효 D-R함수 $\hat{D}_T(R)$ 의 convex hull 상의 정점에 해당한다. 트리 T는 유한한 갯수의 서브트리를 가지고 있으므로 유효 D-R함수 $\hat{D}_T(R)$ 은 계단형태이며 convex하지 못하고, 결과적으로 convex hull의 위에 계단들이 존재하게 된다(그림 1). 그러므로 함수 $\hat{D}_T(R)$ 은 트리 T의 모든 서브트리에 대한 탐색을 필요로 한다. 그러나 convex hull만을 찾는 것을 목적으로 한다면 G-BFOS 알고리즘을 통하여 함수 J

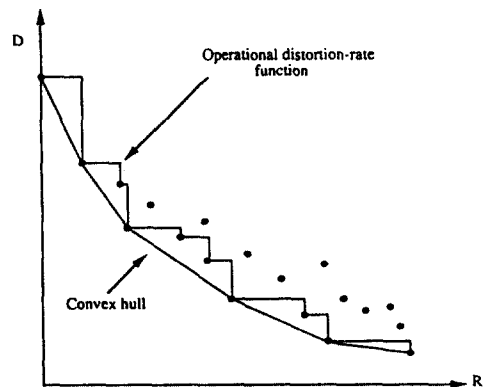


그림 1. 유효 왜곡-비트율 곡선
Fig. 1. Operational Distortion-Rate curve

$(S) = \delta(S) + \lambda l(S)$ 를 최소화하는 트리 T 의 모든 서브트리 S 를 찾을 수 있다.

2. G-BFOS 알고리즘 [5]

트리 T 를 노드들의 유한집합 $T = (t_0, t_1, t_2, \dots)$ 이며 t_0 를 루트(root) 노드, 트리 T 의 말단노드들의 집합을 T 라 가정하자. 또한, 트리 T 의 특정노드 $t \in T$ 를 루트노드로 하는 서브트리를 S , 그의 말단노드들의 집합을 \hat{S} 라 한다. 이때 \hat{S} 는 T 의 내부노드일 수도 있으므로 반드시 \hat{T} 의 부분집합은 아니다. T 의 서브트리들 중 다음과 같은 특별한 경우를 고려해 보자. $\hat{S} \in \hat{T}$ 인 경우 S 를 노드 t 로부터 T 의 가지(branch)라 하며 T_t 로 정의한다. 한편 $t = t_0$ 인 경우 S 를 T 의 전정 서브트리라 하며 $S \leq T$ 로 정의한다. 두가지 경우를 동시에 만족한다면 $S = T_{t_0} = T$ 이다.

위의 정의를 바탕으로 T 의 모든 서브트리들에 정의되는 트리함수(tree functional) u 를 다음과 같이 정의한다. 깊이가 1이상인 서브트리 S 에 대한 u 는 다음과 같이 재귀적분할로 표현된다.

$$u(S) = u(R) + \sum_{t \in \hat{R}} [u(S_t) - u(t)]$$

$$= u(R) + \sum_{t \in \hat{R}} \Delta u(S_t)$$

이때 R 은 S 의 전정 서브트리이며 S_t 는 $t \in \hat{R}$ 인 S 의 가지이다. 트리가 성장할수록 위의 트리함수 u 가 감소하지 않을 경우를 단조증가라 하며 S 의 모든 서브트리 R 에 대하여 $u(R) \leq u(S)$ 이다. 이러한 조건을 만족하는 트리함수는 트리 노드의 개수, 말단노드의 개수등이 있으며, 단조감소 트리함수도 유사하게 정의된다.

u_1 과 u_2 를 각각 단조증가 및 단조감소하는 트리함수라 가정하면 $\Delta u_1(S) \leq 0$ 이며 $\Delta u_2(S) \geq 0$ 이다. PTSVQ의 설계를 위하여 평균길이를 $u_1(S) = l(S)$, 평균왜곡을 $u_2(S) = \delta(S)$ 로 가정하자. $u(S) = (u_1(S), u_2(S))$ 를 u_1 과 u_2 를 구성요소로 하는 T 의 모든 서브트리에 대한 벡터함수라 하면 $\{u(S \leq T)\}$ 인 모든 점과 그들의 convex hull을 얻을 수 있다.

G-BFOS 알고리즘의 핵심은 $u(T), u(S_1), u(S_2), \dots, u(S_n), u(S_0)$ 가 convex hull의 시계방향 상의 연속적인 정점들이라면, $t_0 \leq S_n \leq \dots \leq S_2 \leq S_1 \leq T$ 라는 사실이다[5, lemma 1]. 그러므로 전체트리 T 로부터 시작하여 루트노드 t_0 까지 가지치기를 해나가면 convex hull의 하단한계의 정점들에 해당하는 내포

된 서브트리들이 차례로 얻어진다. 각 전정서브트리들은 평균왜곡의 증가에 대한 평균비트율의 감소의 비($\lambda = \Delta u_2(S_t) / \Delta u_1(S_t)$)를 최소화하는 내부노드 $t \in S$ 로부터의 S_t 를 가지치기함으로써 얻어진다.

3. 다중비트율 TSVQ

PTSVQ의 설계시 가지치기되는 노드마다 차례로 순서(pruning number N_i [7])를 부여하여 부호화시 트리의 탐색과 복호화시 트리의 이동을 제한하면, 특정서브트리를 선택하는 것과 동일한 효과를 얻으며, 결과적으로 하나의 부호책을 사용하여 유효 D-R곡선의 전범위를 포괄하는 부호화를 수행하는 다중비트율 부호화기로 사용할 수 있다. 즉 전체트리 T 에서 t_0 까지의 가지치기가 진행되는 동안 가지치기되는 노드 t 에 가지치기 순서 N_t 를 오름차순으로 부여하면, N_t 는 부호화기와 복호화기에 사용할 특정 부호책을 규정하게 되고 있는 유효 D-R곡선의 convex hull의 정점에 해당하게 된다. 그러므로 입력벡터 X^n 의 부호화는 다음과 같은 트리의 탐색을 필요로 한다.

```

t ← t0
while (Nt > N) do

    ρL ← ρn(Xn, Yn(tL))

    ρR ← ρn(Xn, Yn(tR))

    if (ρL < ρR)
        then {t ← tL; pul '0';}
        else {t ← tR; pul '1';}
    end
end
    
```

즉 허용되는 최대 왜곡 혹은 최대 비트율에 따라 N 이 결정되며, 결정된 N 에 대하여 $N_i \leq N$ 인 노드 t 를 만날때까지 탐색을 계속하게 된다. 이 노드 t 는 N 번째 부호책의 말단노드가 되며 그 노드까지의 경로 즉 부호어가 전송된다. 복호화단에서는, 전체트리와 N 을 알고있으므로, 전송된 경로를 따라 $N_i \leq N$ 인 노드 t 에 도달할 때까지 이동을 계속한다. 다중비트율 TSVQ의 각 노드에는 그림2(a)와 같이 가지치기 순서가 부여되어 있으며, 이에의해 결정되는 각 서브트리들은 그림 2 (b)와 같이 D-R 곡선의 정점에 해당한다.

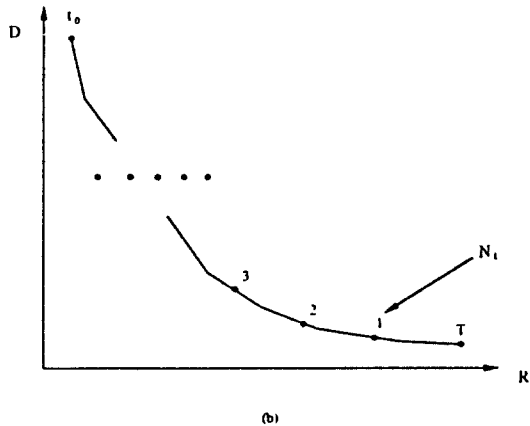
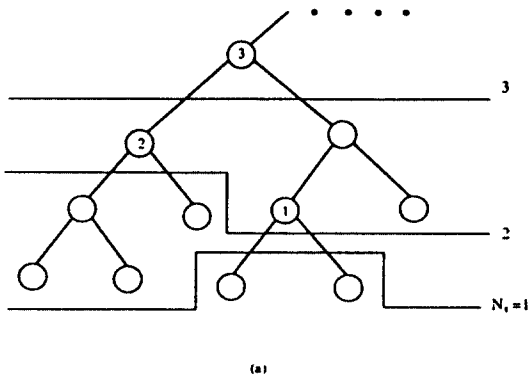


그림 2. 다중비트율 TSVQ
Fig. 2. Multirate TSVQ
(a) MTSVQ codebook with its pruning number
(b) Operational R-D curve vs. pruning number

이상에서 살펴본 바와 같이 MTSVQ는 하나의 부호책을 사용하여 유효 D-R 곡선의 전범위를 포괄하는 부호화를 수행할 수 있다. 그림 3은 원영상(Lena 256x256)을 학습(training) 및 실험(test) 영상으로 하여 얻은 MTSVQ의 유효 R-D 곡선으로, 초기트리의 크기(m)를 변경시켜가면서 얻은 결과이다. 그림에서 볼 수 있듯이 MTSVQ 알고리즘의 성능은 초기 부호책의 크기(m)가 클수록 향상된다[5]. 벡터의 차원 즉 블록 사이즈는 2x2이므로 학습벡터의 수는 16384개이다. 초기트리의 크기(노드의 개수)가 256인 경우 최대 비트율은 2 bpp이며, MTSVQ 알고리즘의 수행 결과 131번의 가지치기가 수행되었다. 그러므로 부호화를 위해 선택 가능한 전정서브트리의 개수는 131개이며, 각각의 그림 3의 유효 R-D 곡선의 정점들에 해당한다.

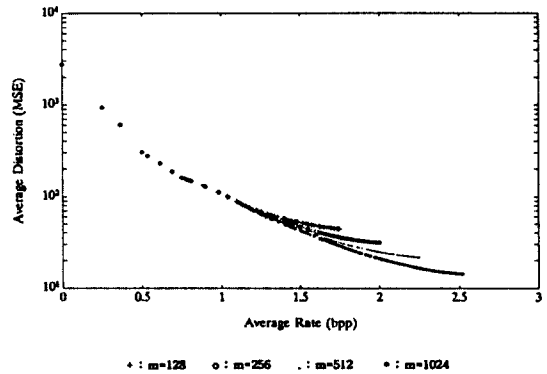


그림 3. 초기트리의 크기에 따른 MTSVQ의 유효 D-R 곡선
Fig. 3. Operational D-R curve of MTSVQ for different initial tree size

IV. 영상의 계층적 대역분할과 최적 비트 할당

1. 영상의 계층적 대역분할 부호화

대역분할 부호화의 기본 원리는, 대역통과필터뱅크를 사용하여, 원신호를 주파수대역 별로 분할한 후 각 대역을 적절한 부호화 방법과 비트할당을 통하여 독립적으로 부호화 하는 것이다[8]. 대역분할을 거친 각 대역성분들은 원신호에 비해 제한된 범위의 주파수를 포함하므로 정보의 손실없이 간축할 수 있으며, 그 결과 원신호에 대한 다해상도 표현이 가능하다. 영상의 대역분할은 주파수 대역을 균일하게 분할하여 동일한 대역폭을 갖는 대역성분으로 분할하는 방법[8]과 저주파 성분에 대해서만 순환적으로 대역분할을 수행하는 계층적 대역분할[13-15](octave band splitting) 방법이 있으나, 본 논문에서는 다해상도 표현과 점진적 전송이 용이한 계층적 대역분할에 대하여 연구하였다(그림 4).

영상의 대역분할 부호화의 장점은 해당 대역의 통계적 특성에 최적인 부호화 그리고 인간의 시각특성에 따른 적응적 부호화를 할 수 있다는 것이다. 또한 특정 대역의 양자화 오차 및 손실은 해당대역에 한정되며, 잡음 스펙트럼의 조정이 가능하다. 이러한 경험적인 요인들 이외에, 정보이론 관점에서의 분석을 통한 최근의 연구[9-10]에 의하면, 대역분할을 거친 가우시안 소스의 대역성분들은 원신호에 비하여 유한차 엔트로피와 엔트로피 레이트 사이의 차가 감소한다. 이는 간축된 대역성분은 원소스에 비하여 평균적으로 더 작은 메모리를 갖게 되며, 가우시안 과정의 경우 더 평탄한 스펙트럼을 갖게됨을 의미한다.

대역분할 부호화의 부호화 이득은 이러한 엔트로피의 감소에 기인한다.

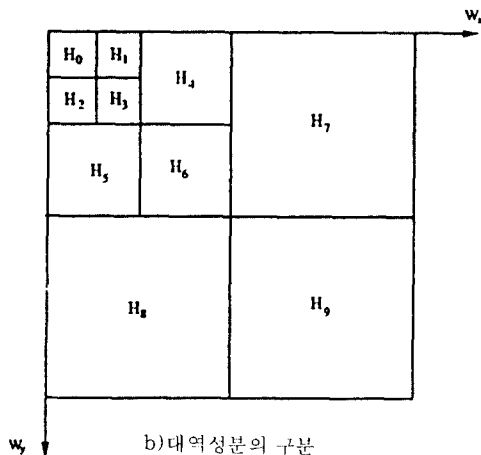
대역분할을 거친 대역성분들은 상이한 통계적 성질을 가지고 있으므로, 정보의 손실과 정보량을 최소화하기 위하여, 해당대역에 최적인 양자화기를 설계하여야 한다. VQ는 일반적으로 고주파 성분을 보존하지 못하고 블럭 효과를 나타내므로 원영상의 부호화에 직접 이용하는 것은 비효율적이며, 모든 영상에 효율적인 부호책을 설계하는 것은 불가능하다. VQ의 이러한 문제점들은 영상의 계층적 대역분할을 통하여 극복될 수 있다. 계층적 대역분할은 원영상을 특

정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리하므로, 각 대역 성분들을 학습영상으로 사용하여 독립적인 부호책들을 설계할 수 있다. 각 부호책들은 특정대역과 방향성을 갖는 대역성분들로부터 학습되므로 해당대역의 통계적 특징에 잘 부합될 뿐만 아니라, 원영상을 대상으로 설계한 부호책에 비하여 작은 개수의 대표벡터를 갖게 되며 결과적으로 부호화에 필요한 계산량을 감소시킨다[13,14].

Octave Band Splitting



a) 영상의 계층적 대역분할



b) 대역성분의 구분

그림 4. 계층적 대역분할

Fig. 4. Octave band splitting

2. 최적 비트 할당의 의미

계층적 대역분할 부호화의 효율을 극대화하기 위해서는 대역분할을 거친 각 대역성분들의 부호화 방법 및 비트 할당을 해당대역의 통계적 성질에 따라 최적화하여야 한다. 최적비트할당[15]의 목적은 복원 영상의 왜곡을 최소화하기 위하여 주어진 비트수를 각 대역성분의 부호화를 위해 적절히 분배하는 것으로 대역성분의 개수를 M , 대역성분 m 의 부호화시 발생하는 왜곡 및 비트율을 각각 $D_m(R_m)$ 및 R_m , 총 비트율을 R_{max} , 영상의 화소수를 N , 대역성분 m 의 화소수를 N_m 이라 할때

$$\min_{R_m} \left(D = \sum_{m=1}^M D_m(R_m) \right) \quad (3)$$

을

$$\frac{1}{N} \sum_{m=1}^M N_m R_m \leq R_{max} \quad (4)$$

의 조건하에서 만족시키는 것이다. 이상적인 대역제한 필터를 가정하였을 때, 복원 영상의 총 왜곡 D 는 식 (3)과 같이 각 성분의 개별적 왜곡의 합으로 표현되며, 각 대역성분은 독립적으로 부호화되므로 총 비트율은 식 (4)와 같이 대역성분의 화소수에 따른 가중치가 고려된 가중합의 형태로 표현된다.

또한 각 대역성분에 대한 유효 D-R함수 $D_m(R_m)$ 은 연속이며 convex 하다고 가정하면 식 (3)과 식 (4)를 다음과 같은 Lagrange multiplier 방법을 통하여 표현할 수 있다.

$$\min_{R_m}(J) = \min_{R_m} \left(\sum_{m=1}^M D_m(R_m) + \lambda / N \sum_{m=1}^M N_m R_m \right) \quad (5)$$

J 는 총 비용함수이며, λ 는 Lagrange multiplier이

다. 주어진 총 비트율에서 최소의 총 왜곡은 식 (6)의 1차 편미분 값을 0으로 하여 얻어진다. 그러므로,

$$\frac{\partial J}{\partial R_i} = \frac{\partial \sum_{m=1}^M D_m(R_m)}{\partial R_i} + \frac{\lambda}{N} \frac{\partial \sum_{m=1}^M N_m R_m}{\partial R_i} = 0. \quad (6)$$

이 되고, 이는

$$\frac{\partial D_i(R_i)}{\partial R_i} = -\lambda \cdot \frac{N_i}{N} \quad (7)$$

가 된다. 이는 최적 비트할당은 각 대역성분의 유효 D-R곡선이 대역성분의 화소수에 따라 가중된 기울기를 갖는 점에 해당함을 의미한다. 그러므로 각 대역성분의 부호화를 해당 대역성분의 D-R곡선이 기울기 $\lambda N_i/N$ 를 갖는 점에 대응하는 부호책을 사용하여 수행함으로써 최적의 부호화가 이루어지게 된다.

위의 분석을 근거로 한 최적비트할당은 D-R합수 $D(R)$ 의 수식적인 표현[8]으로 부터 얻어질 수 있으나, 최근 이러한 수식적인 표현이 불가능한 경우를 포함하여, 대역분할 부호화에 있어서 어떠한 제한조건도 가정하지 않는 일반적인 경우에 대한 최적비트할당 알고리즘[11]이 소개되었다. 이 알고리즘은 D-R 곡선의 convex hull상의 정점들을 찾으며, 이 점들은 각 대역성분을 부호화하기 위한 특정 비트율 및 왜곡을 결정한다. 이와 동일한 결과를 얻을 수 있는 효과적인 방법은, [12]에서 지적된 바대로, G-BFOS 알고리즘을 사용하는 것이다.

3. G-BFOS 알고리즘에 의한 최적 비트 할당

III장에서 설명된 MTSVQ의 각 서브트리들은, R-D 곡선상의 장점에 해당하는 부호책들이며, 특정 비트율과 왜곡을 정의한다. 대역분할 부호화를 위하여 각 대역성분에 대하여 독립적으로 설계된 MTSVQ의 유효 R-D 함수는 convex 하므로, 대역 성분 간의 최적 비트 할당을 위하여 다음과 같이 G-BFOS 알고리즘[13,14]을 적용할 수 있다.

G-BFOS 알고리즘의 핵심은 충분히 성장된 트리를, (R-D 관점에서) 최적의 서브트리가 생성될 때까지 가지치기하는 것이다. 그러므로 비트 할당의 관점에서 다음과 같은 비트할당트리를 구축한다. 루트노드는 각 대역성분에 해당하는 하나의 자손노드를 갖는다. 그러므로 대역성분의 개수가 M 일때, 루트노드는 M 개의 자손노드를 갖는다. 이들 각 자손노드를 루트노드로 하는 각 서브트리들은 L_j 의 길이를 갖는 1

진(unary) 트리이며, 각 노드는 해당대역의 특정 비트율과 왜곡을 규정하는 PTSVQ이다. 또한 L_j 는 대역성분 $j(j=1, 2, \dots, M)$ 에 대한 MTSVQ의 D-R 곡선상의 정점의 개수 즉 서브트리의 개수이다. 이들 1진트리의 루트노드는 비트율을 0으로 하는 부호책(zero-rate codebook)이며, 아래로 내려갈수록 D-R 곡선상에서 비트율이 증가되며 왜곡을 감소시키는 부호책을 만나게 된다. 그림 5는 G-BFOS 알고리즘을 위한 비트할당트리이며 각 노드는 특정대역에 대한 D-R 곡선의 정점들로서, 다음과 같은 정보를 가지고 있다.

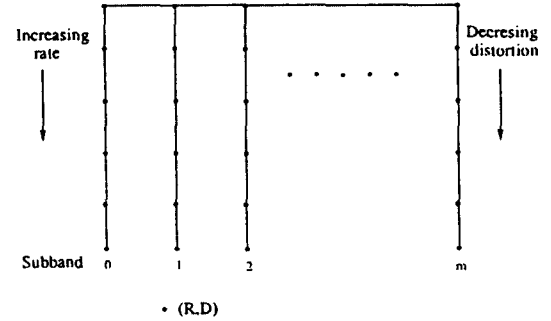


그림 5. G-BFOS에 의한 최적비트할당 트리
Fig. 5. Optimal bit allocation tree using G-BFOS

- a) 현 노드와 말단 노드 간의 왜곡값의 차
- b) 현 노드와 말단 노드 간의 비트율의 차
- c) a)대 b)의 비율(ratio) λ_{jk} , $j=1, \dots, M$ and $k=1, \dots, L_j$.
- d) 노드 가지치기 순서 N_i^{jk}

전체 비트할당트리가 완성되면, 최적 서브트리를 얻기 위하여 G-BFOS 알고리즘을 적용할 수 있다. 가지치기의 각 단계에서 얻어진 서브트리의 말단노드들은 특정 N_i^{jk} 값을 갖게 되고, 이는 대역성분 j 는 k 번째 MTSVQ를 사용하여 부호화를 하게됨을 의미한다.

계층적 대역분할 부호화의 총 왜곡은 비트할당 트리 말단노드들의 왜곡의 합이며, 총 비트율은 각 비트율의 가중합이다. 그러므로 전체 비트할당트리에서 출발하여, 즉 각 대역성분에 최대의 비트율을 할당한 후, 새로운 말단노드들에 대한 비트율의 가중합이 원하는 비트율에 도달할 때까지 선택적으로 가지치기를 수행한다. 전체 비트할당트리를 T , 최종 비트

할당트리를 T_p 라 하면, G-BFOS 알고리즘에 의하여 일련의 최적 비트할당트리 $T_1, \dots, T_i, T_{i+1}, \dots, T_p$ 를 차례로 얻을 수 있다. T_i 로부터 T_{i+1} 을 얻기 위하여 최소의 $\lambda_{j,k}$ 값을 갖는 노드를 가지치기 하며, 가지치기를 당한 대역성분은 새로운 말단노드 즉 새로운 왜곡과 비트율을 갖게 되므로 위의 a), b), c) 항목은 새로운 값들로 갱신되어야 한다. 이러한 과정은 비트할당트리 말단노드들의 비트율의 가중합이 원하는 비트율에 도달할 때까지 계속된다.

V. 실험 및 결과 고찰

1. 다해상도 부호책의 설계

본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 다양한 통계적 성질을 갖는 256×256 해상도 및 256의 계조도를 갖는 40장의 학습영상을 사용하여 각 대역성분에 대한 부호책을 설계하였다. 계층적 대역분할은 원 영상을 특정 대역과 방향성을 갖는 대역성분들로 분리하므로, 각 대역성분들을 학습영상으로 사용하여 설계된 부호책들은 해당대역의 통계적 특징에 잘 부합된다. 계층적 대역분할을 거친 학습영상들은 대역성분 별로 모아지고 MTSVQ 알고리즘에 의해 각 대역성분별로 독립적인 부호책을 설계하였다. 그림 4와 같이 수직, 수평 3단계로 계층적 대역분할을 수행하였으므로 대역성분의 총 개수는 10개이다. 대역분할 필터는 Jhonston의 QMF 필터[16]를 사용하였으며, 영상의 경계는 대칭적확장[17] (symmetric extension)을 가정하였다. 필터의 길이가 16인 16B 필터를 사용하였을 경우와 32인 32C 필터를 사용하였을 경우, 부호책을 설계 및 실제 부호화 결과는 크게 다르지 않았다. 본 논문에서의 결과는 32C 필터를 사용한 결과이다.

그림 6은 계층적 대역분할을 거친 대역성분 H_1 을 MTSVQ 알고리즘에 의해 학습시킨 결과이다. 그림에서 볼 수 있듯이 초기부호책의 크기(m)가 클수록, 즉 전체트리(내부노드의 개수)가 클수록(값을수록), 효율적인 부호책을 설계할 수 있으며 이는 원영상을 대상으로 한 MTSVQ의 설계(그림 3)와 동일한 결과이다. MTSVQ의 D-R 곡선은 convex하며 각 장점들은 특정 왜곡과 비트율을 나타낸다. 그림에서는, 각 부호책의 D-R 곡선의 구분을 명확히 하기 위하여 y축(MSE)에 log scale을 사용하였으므로, D-R 곡선의 convex한 특징이 나타나 있지는 않다. 블록사이즈는 1×2 로 하였으며 블록사이즈를 크게할수록 설

계된 MTSVQ의 유효 R-D 곡선은 더욱 convex하다. 이는 블록사이즈가 클수록 이상적인 R-D 곡선에 근접한 VQ를 설계할 수 있다[2]는 일반적인 사실과 부합한다. 그러나 블록사이즈가 커질수록 부호책의 크기가 증가하게 된다는 단점이 있다.

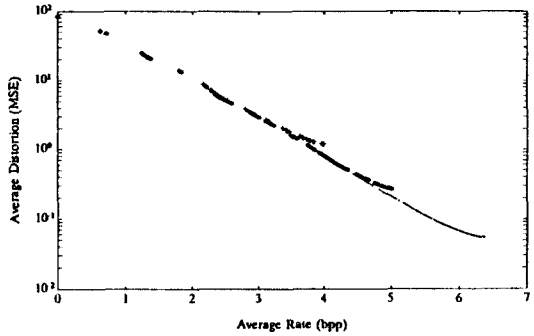


그림 6. 대역성분 H_1 MTSVQ의 유효 D-R 곡선
Fig. 6. Operational D-R curve of H_1

그림 7은 H_2, H_5, H_8 에 대한 유효 D-R 곡선으로, 각 대역성분에 대한 MTSVQ설계를 통하여 convex한 유효 D-R 곡선이 얻어짐을 확인할 수 있다. 각 대역성분에 대한 최적비트할당은 제 4-2절에서 설명한 바와 같이 각 대역의 D-R 곡선이 가중된 기울기를 갖는 장점에 해당하는 부호책을 사용하여 부호화함으로써 이루어지며, 이를 효과적으로 구현하기 위하여 제 4-3절과 같이 G-BFOS 알고리즘을 사용하였다.

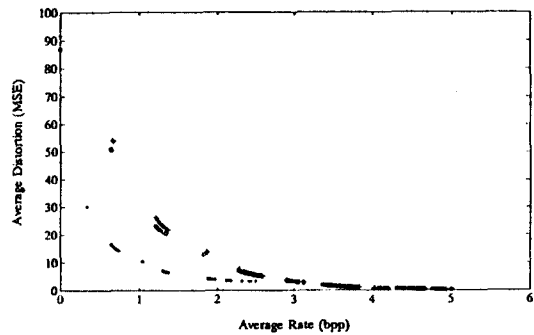


그림 7. 대역성분 H_2, H_5, H_8 의 MTSVQ의 유효 D-R 곡선
Fig. 7. Operational D-R curve of H_2, H_5, H_8

2. 제안한 알고리즘의 성능 분석

제안한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 1절과

같은 방법을 통하여 모든 대역성분에 대한 독립적인 MTSVQ 부호책을 설계하였으며, 그 결과 다른 대역성분에 대해서도 그림 6과 유사한 결과가 얻어졌다. 이러한 결과를 계층적 대역분할부호화에 적용하기 위하여 표 1과 같은 블록 크기로 다해상도 부호책을 설계하였다. 저해상도 대역성분들은 상대적으로 높은 비트율로 부호화해야 하므로 블록 크기를 작게 하여 부호책의 크기를 적당히 제한할 필요가 있으며 [13], 가장 저주파 대역 성분인 0은 1×1의 블록크기를 가지므로 스칼라 양자화와 동일하다. 표 1에서 볼 수 있듯이 각 대역성분의 학습벡터 수는 각 대역성분의 해상도에 따라 달라지므로 적절한 선택이 요구된다. 즉 학습영상의 수가 고정되더라도 대역 성분의 크기가 벡터의 차원에 따라 학습벡터의 크기가 변화하게 된다.

표 1. 다해상도 부호책

Table 1. Multiresolution Codebook

대역	블록크기	학습 샘플	학습 벡터
H ₀	1×1	32×32×40	32×32×40
H ₁	1×2	32×32×40	32×32×40/2
H ₂	2×1	32×32×40	32×32×40/2
H ₃	1×2	32×32×40	32×32×40/2
H ₄	2×2	64×64×40	64×64×40/4
H ₅	2×2	64×64×40	64×64×40/4
H ₆	2×2	64×64×40	64×64×40/4
H ₇	4×4	128×128×40	128×128×40/16
H ₈	4×4	128×128×40	128×128×40/16
H ₉	4×4	128×128×40	128×128×40/16

표 2는 실제 비트율이 1 bpp일때 각 대역성분의 왜곡 및 비트율이다. 목표값의 각 대역성분에 대한 평균왜곡과 평균비트율은 IV장의 G-BFOS 알고리즘에 의한 최적비트할당에 의해 얻어진 해당대역의 부호책의 평균왜곡 및 평균비트율이며, 총왜곡 및 총비트율은 각각 개별 대역성분의 평균왜곡의 합과 평균비트율의 가중합이다. 실제값의 각 대역성분의 평균왜곡 및 평균비트율은 위의 목표값을 갖는 부호책을 사용하여 부호화한 실제결과와 원 영상과의 MSE 및 평균비트수이다. 표 2에서 볼 수 있듯이 목표값과 실제값 사이에 어느 정도의 차이가 있으며, 이는 학습영상과 실험영상 사이의 통계적인 특징의 차이를 반영한다.

표 2. 부호화 결과

Table 2. Coding result of codebook

대역	목 표 값		실 제 값	
	평균왜곡	평균비트율	평균왜곡	평균비트율
H ₀	0.602	6.326	0.616	6.341
H ₁	0.584	4.232	1.413	4.388
H ₂	0.596	4.288	0.680	4.168
H ₃	0.554	3.572	0.622	3.588
H ₄	2.485	2.715	4.384	2.704
H ₅	2.568	2.532	2.500	2.220
H ₆	1.931	2.052	2.103	1.928
H ₇	9.003	0.659	15.935	0.612
H ₈	7.192	0.630	5.990	0.544
H ₉	4.389	0.226	5.814	0.196
총	29.906	1.123	40.059	1.055

학습영상에 포함되지 않은 Lena 영상에 대한 부호화 결과, 0.493bpp에서 28.9 dB의 PSNR, 1.055 bpp에서 32.15 dB의 PSNR이 얻어졌다. 그림 8은 1.055 bpp에서의 부호화 결과로서 a), b)는 각각 복원영상 및 원영상과의 오차를 정규화한 결과이다. 그림 8에서 볼 수 있듯이 어긋 부근에 약간의 왜곡이 나타나지만 전반적으로 양호한 화질을 얻을 수 있었다. 또한 일반적으로 VQ의 문제점으로 지적되는 블럭효과가 나타나지 않았으며, 이로부터 VQ와 계층적 대역분할부호화가 효과적으로 결합되었음을 알 수 있다. 또다른 흥미로운 실험 결과는 Lena 512×512 영상의 부호화 결과이다. Lena 512×512 역시 학습 영상에 포함되지 않았으며 수직, 수평 3단계(3 levels)로 계층적 대역 분할을 수행하여 부호화한 결과 0.986 bpp에서 35.61 dB의 PSNR을 얻었다. 이로부터 부호화하려는 영상의 해상도(ex. 512×512)와 다른 해상도(ex. 256×256)의 영상으로부터 학습된 부호책을 사용하여도 높은 부호화 효율을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

그림 9는 본 논문에서 제안한 부호화알고리즘과 ECVQ를 사용한 계층적 대역분할 부호화와의 성능 비교이다. 동일한 대역분할 방법을 사용하여 ECVQ를 위한 다해상도 부호책을 설계하였으며, 최적 비트 할당은 IV장의 2절과 같이 대역성분의 화소수에 따라 가중된 기울기를 갖는 D-R 곡선상의 부호책을 사용하였다. ECVQ를 사용한 계층적 대역분할 부호화의 비트율은 부호책의 1차 엔트로피로 가정하였다. 이는 이상적인 엔트로피 부호화를 통해서만 얻어지지만,

허프만 혹은 산술부호화를 통하여 근사한 결과가 얻어진다.

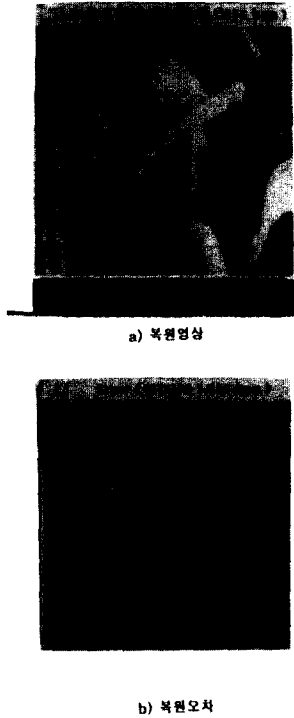


그림 8. 부호화 결과 (Lena 256×256)
Fig. 8. Coding result

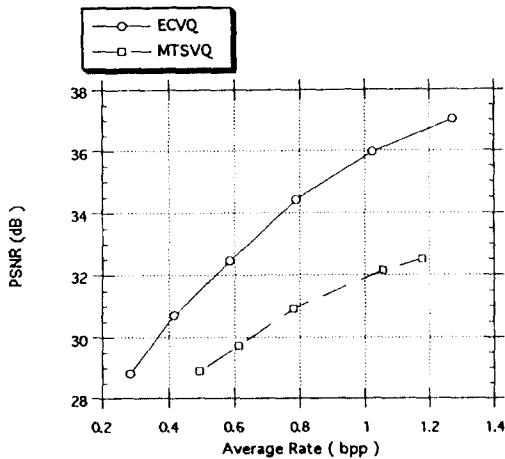


그림 9. ECVQ를 이용한 계층적 대역분할 부호화와의 성능비교
Fig. 9. Comparison of performance

본 논문에서 사용한 MTSVQ에 의한 부호화 결과는 ECVQ를 사용한 계층적 대역분할 부호화(0.416 bpp에서 30.74 dB, 1.024 bpp에서 35.96 dB의 PSNR)에 비하여 상당한 성능의 차이를 나타낸다. 이러한 성능의 저하는 탐색의 효율성을 위하여 부호화 효율을 희생하는 TSVQ의 근본적인 문제로 지적될 수 있다. MTSVQ 알고리즘을 통하여 주어진 초기트리로부터 최적의 진정 서브트리들이 얻어지지만, 초기트리 자체의 효율성에 따라 그 성능이 제한된다. 즉 트리의 가지치기는 최적이지만, 트리의 성장은 최적이지 않다.

그러나 ECVQ가 D-R곡선의 각 점마다 그에 상응하는 서로 다른 부호책을 사용해야 하는 단일비트를 VQ인 반면, 본 논문에서 제안한 MTSVQ는 D-R곡선의 전범위를 포괄하는 하나의 부호책을 사용하는 다중비트를 VQ임을 고려해 볼때, 그 효율성을 높게 평가할 수 있다. 즉, 다중비트를 VQ는 영상의 통계적 특징 혹은 전송대역의 변화로 인해 부호화율을 변경시켜야만 할 경우에도 하나의 부호책만으로 부호화율을 쉽게 변경시킬 수 있으므로 매우 효율적이다.

VI. 결 론

본 논문에서는 영상의 계층적 대역분할과 MTSVQ를 사용한 영상부호화 방법을 제안하였다. 제안한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 다양한 통계적 성질을 갖는 256×256 해상도 및 256의 계조도를 갖는 40장의 학습영상을 사용하여 다해상도 부호책을 설계하였다. 계층적 대역분할을 기친 학습영상들은 대역성분 별로 모아지고 MTSVQ 알고리즘에 의해 각 대역성분 별로 독립적인 부호책을 설계하였다. 독립적으로 설계된 MTSVQ의 각 서브트리들은 왜곡-비트를 곡선 상의 정점에 해당하는 부호책들로서, 특정 비트율과 왜곡을 정의하므로, 계층적 대역분할을 기친 대역성분들에 대한 최적비트할당은 원하는 비트율과 왜곡을 갖는 MTSVQ의 진정서브트리를 선택하는 문제로 귀착된다. 또한 각 대역성분에 대한 MTSVQ의 유효 왜곡-비트율 함수는 convex하므로, 대역성분 간의 최적비트할당은 G-BFOS 알고리즘을 사용하였다.

학습영상에 포함되지 않은 Lena 영상에 대한 부호화 결과로서 1.055 bpp에서 32.15 dB의 PSNR를 얻을 수 있었다. 이러한 결과는 ECVQ를 사용한 계층

적 대역분할 부호화에 비하여 상당한 성능의 저하를 나타내지만, ECVQ가 D-R곡선의 각 점마다 그에 상응하는 서로 다른 부호책을 사용해야 하는 단일비트율 VQ인 반면 본 논문에서 제안한 MTSVQ는 D-R 곡선의 전범위를 포괄하는 하나의 부호책을 사용하는 다중비트율 VQ임을 고려해 볼때, 그 효율성을 높게 평가할 수 있다. 즉 본 논문에서 제안한 MTSVQ는 영상의 통계적 특징 혹은 전송대역의 변화로 인해 부호화율을 변경시켜야만 할 경우에도 하나의 부호책만으로 부호화율을 쉽게 변경시킬 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해 부호화된 영상은 일반적으로 VQ의 문제점으로 지적되는 블럭효과가 나타나지 않았으며, 이는 VQ와 계층적 대역분할 부호화가 효과적으로 결합되었음을 의미한다. 또한 부호화하려는 영상의 해상도와 다른 해상도의 영상으로부터 학습된 부호책을 사용하여도 높은 부호화 결과를 얻을 수 있었다. 영상의 계층적 대역분할 부호화는 높은 부호화 효율 뿐만 아니라 영상의 대해상도 표현과 점진적 전송이 용이한 장점이 있으므로 변환부호화(Transform coding)의 뒤를 잇는 차세대 부호화 방식으로서의 활용이 기대된다.

본 논문에서 제안한 MTSVQ는 다중비트율 부호화기로서의 여러 장점에도 불구하고, 단일 비트율 부호화기에 비하여 부호화 효율이 저하되는 단점을 지적할 수 있다. 이는 탐색의 효율성을 위하여 부호화 효율을 희생하는 TSVQ의 근본적인 문제로서, 부호화 효율의 저하를 완화시키기 위한 지속적인 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

1. J. J. Bae and T. Suda, "Survey of traffic control schemes and protocols in ATM networks," *Proceedings of the IEEE*, vol.79, No.2, pp.170-189, Jan, 1991.
2. A. Gersho and R. M. Gray, *Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
3. Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, COM-28, pp.84-95, 1980.
4. P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Entropy-constrained vector quantization," *IEEE Trans. ASSP.*, ASSP-37, pp.31-42, 1989.
5. P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Optimal pruning with applications to tree-structured source coding and modeling," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-35, pp.299-315, 1989.
6. L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, *Classification and regression trees*. The Wadsworth Statistics/Probability Series. Belmont, CA : Wadsworth, 1984.
7. S. Kiang, R. L. Baker, G. J. Sullivan, and C. Chiu, "Recursive optimal pruning with applications to tree structured vector quantizers," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, pp.162-169, 1992.
8. J. W. Woods and S. D. O'neil, "Sub-band coding of images," *IEEE Trans. ASSP.*, ASSP-34, pp.1278-1288, 1986.
9. W. A. Pearlman, "Performance bounds for sub-band coding," *Subband Image Coding*, J. Woods, Ed. Norwell, MA : Kluwer Academic Publishers, 1991, pp1-41.
10. R. P. Rao and W. A. Pearlman, "On entropy of pyramid structures," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-37, pp.407-413, 1991.
11. P. H. Westerink, J. Biemond and D. E. Boekee, "An optimal bit allocation algorithm for sub-band coding," *IEEE ICASSP*, pp.757-760, 1988.
12. E. A. Riskin, "Optimal bit allocation via the Generalized BFOS algorithm," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-37, pp.400-402, 1991.
13. R. P. Rao and W. A. Pearlman, "Alphabet- and entropy-constrained vector quantization of image pyramids," *Optical Engineering*, vol. 30, pp.865-872, 1991.
14. D. P. de Garrido and W. A. Pearlman, "Multirate codebook design with the entropy-constrained pairwise nearest neighbor (ECPNN) algorithm," *IEEE ICASSP*, pp.373-376, 1992.
15. T. Senno and B. Girod, "Vector quantization for entropy coding of image subbands," *IEEE Trans. Image Processing*, IP-1, pp.526-533, 1992.
16. J. D. Johnston, "A filter family designed for use in quadrature mirror filter banks," *IEEE*

ICASSP, 1980, pp.291-294.

17. M. J. Smith and S. L. Eddins, "Analysis/Synthesis techniques for subband image coding,"
IEEE Trans. ASSP., ASSP-38, pp.1446-1456,
 1990.

본 연구의 수행에 도움을 주신 대우전자 영상연구실 연구
4팀에 감사드립니다.



李 光 基(Kwang Kee Lee) 正會員
 1963년 7월 9일생
 1986년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1988년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1988년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정

李 完 周(Wan Joo Lee) 正會員
 1965년 4월 17일생
 1987년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1989년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1989년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정

金 大 權(Dae Gwon Kim) 正會員
 1965년 3월 21일생
 1988년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1990년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1990년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정



崔 一 相(Il Sang Choi) 正會員
 1966년 4월 5일생
 1988년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1991년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1991년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정

朴 圭 泰(Kyu Tae Park) 正會員
 제 17권 제 4호 참조.
 현재 : 연세대학교 전자공학과 교수.