

# 불균형 이진트리와 DCT 계수를 이용한 벡터양자화 코드북

정희원 이경환\*, 최정현\*, 이법기\*, 정원식\*, 김경규\*, 김덕규\*

## Vector Quantization Codebook Design Using Unbalanced Binary Tree and DCT Coefficients

Kyeong-Hwan Lee\*, Jung-Hyun Choi\*, Bub-Ki Lee\*, Won-Sik Cheong\*, Kyoung-Kyoo Kim\*,  
Duk-Gyoo Kim\* *Regular members*

### 요 약

기존의 코드북 설계방법의 많은 계산량과 초기 코드북 문제를 해결하기 위해 영상에 대한 DCT-기반 벡터양자화 코드북 설계방식이 제안되었다. 이 방법은 훈련벡터들의 DCT 계수들에 대한 분산을 각각 구하여 그 중 최대값을 가지는 계수를 분할키로 하고 그 평균값을 분할경계값으로 하여 균형 이진트리를 만들어 종단노드들을 최종코드북으로 하는 방법인데, 에지부분의 열화가 생기는 단점이 있다. 본 논문에서는 중복된 벡터가 많은 평탄영역 벡터들의 노드 분할을 억제하고 다양한 에지영역의 코드벡터들을 포함하는 코드북을 만들기위해, 각 노드들의 분할 키들을 비교하여 값이 가장 큰 노드부터 분할하는 불균형 이진트리를 이용한 벡터양자화 코드북 설계 방법을 제안하였다. 모의실험 결과 에지부분의 복원성과 PSNR 측면에서 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

### ABSTRACT

DCT-based codebook design using binary tree was proposed to reduce computation time and to solve the initial codebook problem. In this method, DCT coefficient of training vectors that has maximum variance is to be a split key and the mean of coefficients at the location is used as split threshold, then balanced binary tree for final codebook is formed. However edge degradation appears in the reconstructed image, since the blocks of shade region are frequently selected for codevector. In this paper, we propose DCT-based vector quantization codebook design using unbalanced binary tree. Above all, the node that has the largest split key is splitted. So the number of edge codevector can be increased. From the simulation results, this method reconstructs the edge region sincerely and shows higher PSNR than previous methods.

### I. 서 론

영상 부호화에 널리 응용되고 있는 벡터양자화(vector quantization)는, 공간적으로 인접한 스칼라 값들 간에는 상관성이 높다는 특성을 이용하여, 미

리 훈련시켜놓은 코드북을 참조하여 거리(distance)가 가장 가까운 코드벡터의 지표(index)를 전송하는 부호화 방식이다<sup>[1][3]</sup>. 따라서 코드북 설계 방법이 그 성능을 결정짓는 가장 중요한 요소이며, 일반적으로 Linde 등이 제안한 LBG 알고리즘이 널리 사용되고 있다<sup>[4]</sup>.

\* 경북대학교 전자전기공학부(khlee@palgong.kyungpook.ac.kr)  
논문번호: 99161-0424, 접수일자: 1999년 4월 24일

LBG 알고리즘들은 훈련 전과정에 걸쳐 모든 훈련 벡터를 사용하여 반복과정 (iteration)을 행하므로 계산량이 많아 훈련시간이 길고, 최종 코드북은 초기 코드벡터들에서 훈련벡터들을 이용하여 지역적으로 최적화 (locally optimization)시킨 결과이므로 초기화가 적절하지 못하면 부호화시 PSNR (peak signal-to-noise ratio) 성능이 좋지 못하다.

LBG 알고리즘들의 훈련시간을 줄이기 위하여 최근 고속 알고리즘들이 제안되었다. Chang 등은 훈련벡터들의 평균값 분류에 의해 계산량을 줄여서 빠른 탐색을 하는 방법을 제안하였으며<sup>[5]</sup>, Lai 등은 훈련 벡터이 이전 반복과정 중에 보였던 클래스 정보를 이용하여 빠른 탐색을 행하는 방법을 제안하였다<sup>[6]</sup>. 그러나 이러한 방법은 여전히 초기화의 문제를 갖고 있다.

또다른 방법으로 훈련시간을 줄이면서 초기화가 필요없는 방법들이 제안되었으며, Buzo 등은 트리 구조 벡터 양자화를 제안하였다<sup>[7]</sup>. 각 노드에서는 미소변위를 이용하여 훈련벡터들이 두개의 영역으로 나누어지는데, 이러한 이진트리 구조의 분할 (split)은 영역의 수가 원하는 코드북 크기가 될 때까지 반복한다. 각 영역의 중심 즉, 평균벡터가 최종 코드북의 코드벡터가 된다. 그리고 같은 의도로 각각의 훈련벡터들에서 시작하여 벡터공간에서 거리가 가까운 벡터끼리 뭉치며 원하는 코드벡터 수 만큼의 클러스터 (cluster)를 만들어 그 중심들을 코드벡터로 하는 PNN (pairwise nearest neighbor)방법이 제안되었다<sup>[8]</sup>. 그러나 이러한 방법들은 초기코드북이 필요없고 큰 계산시간의 감축에도 불구하고, 성능면에서 LBG 알고리즘에 미치지 못하였다.

이러한 트리구조의 방법들의 성능을 개선하기 위한 방법들이 제안되었다. Franti 등은 트리 분할후 만들어진 두 개의 코드벡터에 대하여 훈련벡터들과의 거리를 다시 계산하여 올바른 분할이 되게하는 정제 (refine)과정을 두어 벡터공간상에서 코드벡터들이 훈련벡터들을 적절히 대표할 수 있게 하였다<sup>[9]</sup>. 그러나 한번 분할에 코드벡터마다 두 번의 거리 계산을 하게되어 계산량이 증가하였다. 또한 Kaukoranta 등은 작은 인접한 클러스터들을 통합 (merge)하고 큰 클러스터를 분할하는 반복과정을 전체 왜곡 (distortion)이 정해진 수준까지 수렴할 때까지 반복하는 방법을 제안하였으나<sup>[10]</sup>, 반복과정이므로 역시 계산량의 증가를 보였다.

트리구조의 벡터양자화의 또다른 장점은 분할된 경로 (path)를 이용하여 코드벡터의 지표를 만들 수

있고 순차적인 전송 (progressive transmission)이 가능하다는 것이다. Chou등은 Buzo의 트리 분할 방법으로 큰 초기 트리를 만든 후, 훈련벡터들의 왜곡 확률을 이용하여 가지치기 (pruning)를 행하여 평균 경로 및 평균 왜곡 측면에서 최적화된 코드북을 만들었다<sup>[11]</sup>. 이러한 전체적으로 최적화 (globally optimization)된 트리를 이용하면 엔트로피 (entropy)가 최소화되어, 가지치기 이전의 균형 트리에 비해 비트율을 많이 줄이면서 화질의 열화 (degradation)는 두드러지지 않으며 지역적인 최적화를 행하는 LBG 알고리즘에 비해 좋은 성능을 나타낸다. 또한 Song 등은 DCT 및 웨이블릿 (wavelet) 변환된 계수에 대해 이러한 방법을 적용하고, 계수들이 영을 중심으로한 확률분포를 가진다는 점을 이용하여 에너지가 작은 계수들을 영으로 양자화하고 부호비트를 보내지 않으므로써, 코드북에 대한 기억용량과 비트율을 대폭 줄였다<sup>[12]</sup>.

한편 Hsieh는 영상 벡터에 대해 DCT 계수를 이용하여 트리 분할 행하는 방법을 제안하였다. 훈련 벡터들의 2차원 DCT 계수들을 구한 다음, 분할할 노드에서 분산이 가장 큰 계수를 구하고, 그 계수의 평균값보다 작은 계수를 가지는 훈련벡터들과 큰 계수를 가지는 훈련벡터들로 분할을 행하였다. 트리 분할시 계산량이 많은 평균자승오차 (mean squared error)를 사용하지 않고, 특정한 계수의 비교만으로 분할이 이루어지므로 계산량을 줄일수가 있고, 벡터의 공간 주파수 특성을 나타내는 DCT 계수들로 분할을 행하므로 최종 코드북에서는 두드러진 계수가 같은 벡터들끼리 코드벡터를 형성하여 LBG 알고리즘에 비해 좋은 성능을 나타내었다<sup>[13]</sup>.

인간시각특성을 고려할 때, 영상에서 에지 (edge) 부분의 열화는 눈에 많이 거슬리므로 코드북에는 어느정도의 에지성분의 코드벡터를 가지고 있어야한다. 그러나 균형 이진트리를 이용하는 Hsieh의 방법이나 코드북의 엔트로피를 최소화 하려는 기존의 방법들은, 일반영상에서 통계적으로 많은<sup>[14]</sup> 평탄 (shade)성분의 코드벡터는 지나치게 세밀히 분류되어 많은 수가 만들어지는 반면, 에지성분의 코드벡터는 상대적으로 부족하여 에지의 열화가 생긴다.

본 논문에서는 DCT 계수와 불균형 이진트리를 이용한 벡터양자화 코드북 설계방식을 제안하였다. 먼저 상관성이 많은 벡터들로 분류하기 위해 일정 레벨동안은 균형 이진트리를 만들고, 그 다음 레벨부터는 중복성이 많은 노드들의 불필요한 발생을 막기위해 분할할 각 노드에서의 최대 분산 계수들

을 서로 비교하여 가장 큰 노드부터 분할을 행함으로써 다양한 코드벡터를 가지는 불균형 이진트리 구조가 되게 하였다. 즉, 훈련 벡터들 중 많은 부분을 차지하는 평탄성분의 노드분할을 줄이고, 에지성분의 노드분할을 우선적으로 행하였다.

실험 결과 코드북내에 에지성분의 코드벡터들이 늘어남으로써 복원영상의 에지부분 화질을 개선하였으며, 뿐만 아니라 중복되지 않고 다양한 코드벡터를 가짐으로 인해 PSNR의 향상 또한 얻을 수 있었다.

II. 균형 이진트리를 이용한 코드북 설계방식

벡터양자화에서 K차원이고 코드북의 크기가 N이라고 하면, K개의 인접한 스칼라값들의 상관성을 이용하여 벡터단위로 양자화하는데 N개의 코드벡터를 가진 코드북을 참조하게 된다. 또한 영상 벡터양자화에서는 정방형의 작은 블록으로 벡터를 정의하므로 블록의 크기는  $K=M \times M$ 이 된다. 본 논문에서는  $M=4$ , 즉  $K=16$  그리고  $N=512$ 로 하여 실험하였다. Hsieh의 균형 이진트리에 DCT 계수를 이용한 방법의 과정은 다음과 같다.

훈련 영상을 크기  $M \times M$ 의 겹치지 않는 블록으로 나눈 후 2차원 DCT를 행한다. 2차원 계수배열은 그림 1에서와 같이 지그재그 스캔을 하여 1차원 배열로 재정렬한 다음 모든 훈련벡터에 대해 각 계수의 평균과 분산을 구한다. 각각의 계수는 특징(feature)이라고 하고, 주어진 노드에서의 분할에 쓰일 분할키(split key)의 후보들이다. 또한 1차원 계수배열은 특징벡터(feature vector)가 되고, 16개 특징 중 최대분산을 가진 특징이 분할키로 선택된다. 그리고 분할키 위치의 계수의 평균은 분할경계값(split threshold)으로 사용된다. 분할이 계속되는 비종단노드(nonterminal node)에서의 훈련벡터들은 분할경계값과 대소를 비교하여 두개의 자식노드(child node)로 나누어진다. 분할키로 선택된 위치의 계수값이 분할 경계값과 비교하여 작으면 좌측 자식노드로, 크면 우측 자식노드로 분할된다.

간단한 예로, 균형 이진트리 분류기를 이용하여 훈련벡터 집합  $G_1 = \{X_1, X_2, \dots, X_{12}\}$ 로 부터 크기 4의 코드북 설계과정을 그림 2에 나타내었다. 이때,  $f(X)$ 는 임의의 훈련벡터 X의 특징이다. 레벨 0에서 훈련벡터들중 그 특징이  $k_1$ 보다 작으면 좌측 자식노드로, 크면 우측 자식노드로 분할된다. 가정하여,  $G_2 = \{X_1, X_2, X_5, X_8, X_9, X_{12}\}$  과  $G_3 = \{X_3, X_4, X_6, X_7, X_{10},$

$X_{11}\}$ 로 분할되고, 레벨 1에서 레벨 2로는  $G_2$ 가 분할경계값  $k_2$ 에 의해  $G_4$ 와  $G_5$ 로 분할되고  $G_3$ 는  $k_3$ 에 의해  $G_6$ 와  $G_7$ 으로 분할되었다고 하자. 이제 원하는 개수의 클러스터 4개가 되었으므로 레벨 2의 노드들은 종단노드(terminal node)가 된다. 최종 코드북의 코드벡터는 각 종단노드에 속한 훈련벡터의 중심(centroid) 즉, 평균벡터들  $C(1) = (X_1 + X_8 + X_{12})/3$ ,  $C(2) = (X_2 + X_5 + X_9)/3$ ,  $C(3) = (X_3 + X_7 + X_{10})/3$ ,  $C(4) = (X_4 + X_6 + X_{11})/3$ 와 같이 계산된다.

Hsieh의 방법에서는 특징으로 DCT 계수를 이용하여, 위의 예에서와 같이 특징들을 비교하여 분할키를 정하고 분할경계값을 비교하여 균형 이진트리가 만들어 진다. 각 종단노드에 속한 훈련벡터들의 중심은 최종 코드북의 코드벡터로 사용된다. 크기가 512인 코드북을 만들기 위해서는 9레벨의 균형이진트리가 만들어진다.

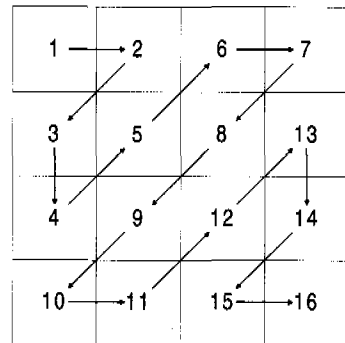


그림 1. DCT 계수의 지그재그 스캔

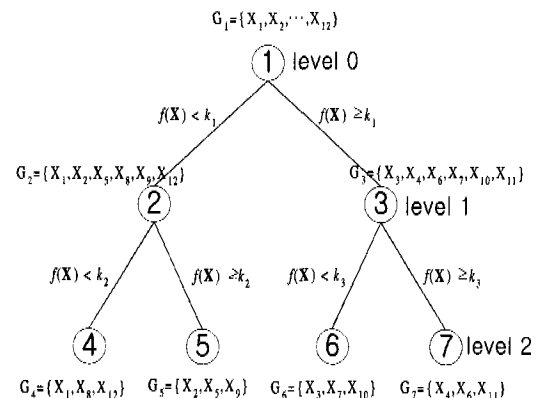


그림 2. 이진트리를 이용한 코드북 설계 예

### III. 불균형 이진트리를 이용한 코드북 설계방식

기존의 균형 트리분할방식은 모든 비종단 노드에서의 분할이 동시에 이루어짐으로써 통계적으로 많은 평탄성분의 노드들은 많이 생기고 세밀히 분류되는 반면, 에지영역의 노드들은 그 수가 부족하여 최종 코드북으로 복원한 영상의 에지부분에서 열화가 발생하였다.

제안한 방법에서도 일정 레벨까지는 균형 이진트리를 구성하였다. 이것은 각 노드의 분할기를 비교하여도 초기에는 아직 상관성이 큰 벡터들로 분류되지 않아서 모든 노드들이 번갈아 선택되므로 불필요한 분할기 비교의 계산량을 줄이고 복원 영상의 PSNR에 큰 영향을 미치는 중복되지 않는 평탄성분의 코드벡터들을 확보하기 위함이다. 일정한 레벨 후에는 그때까지의 종단노드들의 분할기를 비교하여 가장 값이 큰 노드를 우선적으로 분할하였다. 이는 균형 이진트리가 훈련벡터의 수를 거의 동일하게 분할하므로, 영상의 70%이상을 차지하는<sup>[14]</sup> 평탄성분의 훈련벡터들이 모인 노드는 이미 상관성이 많은 클러스터를 형성하게 되므로 그 분할기는 에지성분의 훈련벡터들을 포함하는 노드의 분할기보다 낮게 나타나므로, 그 값이 큰 노드들부터 우선적으로 분할하면 다양한 훈련벡터들로 이루어진 노드들로 분할된다. 그리고 분할기의 분산이 큰 노드일지라도 모인 훈련벡터의 수가 작으면 부호화시 발생확률이 작은 에지 코드벡터가 되므로, 분할 될 수 있는 최대 레벨의 제한을 두었다. 분할은 종단노드의 개수가 원하는 코드벡터의 수  $N$ 이 될 때 까지 행하고, 분할이 끝나면 종단노드의 벡터들은 최종 코드북의 코드벡터로 사용된다. 제안한 방법의 계산량은 Hsieh의 방법에 비해 7레벨부터의 분할기 분산의 비교에 대한 연산이 추가되지만, 계산량에 큰 영향을 주는 곱셈연산은 추가되지 않는다.

제안한 방법으로 크기  $N=512$ 의 코드북을 설계하는 세부적인 설계 알고리즘은 다음과 같다.

1단계: 훈련영상들을  $M \times M$  크기의 서로 겹치지 않는 블록들로 분할한다. 이것을  $K$  차원 훈련벡터로 나타내고  $X$ 로 표시한다.

$$X = (x(j), j=1, 2, \dots, K; K=M \times M) \quad (1)$$

2단계: 2차원 DCT변환을 하고 지그재그 스캔을 행

하여 1차원배열로 만든다. 그 계수들이 분할에 쓰일 특징이므로 이것을 특징벡터라고 하고  $Z$ 로 표시한다.

$$Z = (z(j), j=1, 2, \dots, K; K=M \times M) \quad (2)$$

3단계: 모든 훈련벡터들을 레벨 0에 두고 이진트리로 최초 분할을 행한다.

각 특징의 모든 훈련벡터에 대해 평균과 분산을 계산한다. 임의의 비종단 노드  $n$ 에 대한  $j$  번째 특징 즉, 계수의 평균과 분산을

$$M_n(j) = No(n)^{-1} \sum_{i=1}^{No(n)} z_i^n(j) \quad (3)$$

$$V_n(j) = No(n)^{-1} \sum_{i=1}^{No(n)} [z_i^n(j) - M_n(j)]^2 \quad (4)$$

와 같이 구한다. 여기서,  $No(n)$ 은  $n$ 번째 노드의 훈련벡터 수이고,  $z_i^n(j)$ 는 노드  $n$ 의  $i$ 번째 훈련벡터의  $j$  번째 특징이다. 각 특징에서 평균과 분산을 구하는 예를 그림 3에서 보였다.

가장 큰 분산을 갖는 특징을 노드  $n$ 에서의 훈련벡터들을 이등분하는 분할기로 잡는다. 만약,  $Max\{V_n(j), j=1, 2, 3, \dots, K\}$ 가  $V_n(p)$ 라면,  $p$ 번째 특징은 이 노드에서의 분할기로 선택되고,  $M_n(p)$ 는 분할 경계값이 된다. 만약 훈련벡터에서  $p$ 번째 특징의 계수값이  $M_n(p)$ 보다 작다면 그 벡터는 좌측 자식노드로, 그렇지 않다면 우측 자식노드로 나누어 진다.

이런 방법으로 레벨 7까지 균형 이진트리 분할을 행한다.

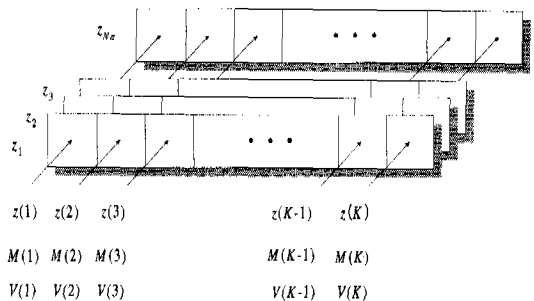


그림 3. 임의의 노드에 대한 특징과 평균, 분산

4단계: 레벨 8부터는 레벨 7의 모든 노드들의 분할기들을 비교하여 최대 분할기를 갖는 노드를 먼

저 분할을 행한다. 그후부터는, 먼저 분할되어진 노드와 분할되지 않은 다른 노드들에 상관없이 분할 키가 가장 큰 노드를 우선적으로 분할하였다. 그리고 분할의 한계를 두어 10레벨까지 분할된 노드는 더 이상 분할하지 않았다.

분할은 원하는 코드벡터 개수인  $N$ 개의 중단 노드가 될 때까지 반복한다.

5단계: 각 중단 노드에 포함된 훈련벡터들의 중심을 계산하고 그것을 최종 코드북의 코드벡터로 사용한다. 중단 노드  $m$ 의 중심은

$$C(m) = N_o(m)^{-1} \sum_{i=1}^{N_o(m)} X(i) \quad (7)$$

와 같이 계산되고 최종 코드북의  $m$ 번째 코드벡터가 된다. 이때  $m=1,2,\dots,512$  이다.

#### IV. 실험 결과 및 고찰

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 컴퓨터 모의실험을 행하였다. 코드북 설계를 위해 4개의 256 × 256 훈련 영상 Lena, Pepper, Boat, Lady를 이용하였고, 블록의 크기는 4 × 4 ( $K=16, M=4$ )로 하였고 코드북의 크기는  $N=512$ 로 하였다.

그림 4에서는 Hsieh의 방법 및 제안한 방법으로 설계된 최종 코드북을 보여주고 있다. Hsieh 방법으로 설계된 코드북에서는 중복된 평탄성분의 코드벡터를 많이 볼 수 있는 반면, 제안한 방법의 코드북은 이러한 중복된 코드벡터가 효과적으로 줄어들고, 대신 인간시각특성에 민감한 에지부분의 열화를 줄일 수 있는 다양한 에지성분의 코드벡터를 다수 포함하고 있음을 알 수 있다. 표 1과 표 2에서는 기존의 방법들과 제안한 방법으로 설계한 코드북으로 벡터양자화를 행하고 복원한 훈련 영상과 훈련의 영상 영상들의 PSNR 결과를 비교하였다. 이때 LBG 알고리즘에서의 코드북 초기화는 무작위(randomization)로 하였을 때보다 성능이 우수한 훈련영상의 일부벡터를 사용하였으므로<sup>11)</sup>, LBG 알고리즘의 성능이 Hsieh의 실험에서 보다 다소 향상되어 서로 비슷하거나 Hsieh의 방법이 약간 좋음을 볼 수 있다. 제안한 방법은 상관성이 높은 훈련벡터들을 충분히 분류할 뿐만 아니라, 코드벡터들간의 중복성을 효과적으로 줄이고 다양한 코드벡터들을 형성함으로써, 기존의 방식들에 비해 더 높은 PSNR 성능을 나타냄을 알 수 있다.

표 1. 훈련 영상에 대한 복원 영상 PSNR[dB] 비교

Method Image	LBG	Hsieh's	Proposed
Lena	27.00	26.83	27.06
Pepper	28.82	29.25	29.28
Boat	29.25	29.09	29.26
Lady	29.99	30.29	30.31

표 2. 훈련 영상외의 복원 영상 PSNR[dB] 비교

Method Image	LBG	Hsieh's	Proposed
Girl	29.22	29.64	29.65
Barbara	25.91	26.08	26.18
Couple	29.97	30.40	30.40
Station	23.84	23.82	23.96
Bank	23.26	23.27	23.40

Lena영상의 원 영상, 기존의 방식 및 제안한 방법으로 만들어진 코드북을 이용하여 부호화후 복원한 영상들을 그림 5에 보이고, 에지영역의 복원성을 비교하기위해 그림 6에서는 그 영상들의 부분확대 영상을 나타내었다. 즉, 주관적인 화질면을 비교하면, 그림 5에서 영상의 많이 부분을 차지하는 평탄 영역의 열화가 없으므로 전체적인 화질저하가 없음을 알 수 있고, 그림 6에서 에지부분인 모자의 창 부분이 기존의 방법에 비해 잘 복원되는 등 에지부분의 복원성능이 향상됨을 볼 수 있다.

#### V. 결론

본 논문에서는 불균형 이진 트리 구조를 이용한 DCT 기반 코드북 설계 방법을 제안하였다.

제안한 방법은 비교에 의한 계산량을 줄이고 필요한 수 만큼의 평탄성분 코드벡터를 얻기 위해 일정 레벨까지 균형 이진 트리를 만들고, 그후의 레벨부터는 노드들의 분할키 중 가장 큰 값을 갖는 노드부터 먼저 분할하여 불균형 트리를 만들어 기존의 방법에 비해 평탄성분의 중복된 코드벡터를 줄이면서 상대적으로 다양한 에지영역의 코드벡터를 얻었다.



(a)



(b)

그림 4. 훈련된 최종 코드북 비교 (N=512)  
(a) Hsieh의 방법 (b) 제안한 방법

모의실험 결과 제안한 방법으로 설계된 코드북에서는 기존의 방식에서보다 평탄성분에서 에지성분까지 다양한 코드벡터가 만들어짐을 알 수 있고, 복원된 영상에서는 인간의 눈에 거슬리는 에지부분의 열화를 줄이면서 PSNR 성능에서도 향상을 보였다.

본 방법은 전체반복을 하지않아 LBG 알고리즘에 비해 설계시간을 현저히 줄이면서, 작은 크기에서도 다양한 코드벡터를 가진 효과적인 코드북을 만들 수 있어 저전송률의 영상부호화에 적용할 수 있을 것이다.

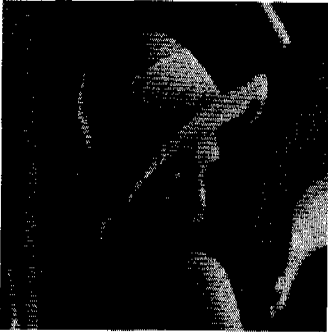
참 고 문 헌

[1] R. M. Gray, "Vector Quantization," *IEEE ASSP Mag.*, vol. 1, pp.4-29, Apr. 1984.  
 [2] A. Gersho and R. B. King, "Image Coding Using Vector Quantization: A Review," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-36, pp. 957-971, Aug. 1988.  
 [3] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector quantization and Signal Compression*: Kluwer Academic Publishers, 1992.  
 [4] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantization," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.  
 [5] C. Chang and Y. Hu, "A Fast LBG Codebook

Training Algorithm for Vector Quantization," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 44, pp. 1201-1208, Nov. 1998.  
 [6] J. Z. C. Lai and C. C. Lue, "Fast Search Algorithm for VQ Codebook Generation," *Journal of Visual Commun. and Image Representation*, vol. 7, pp. 163-168, Jun. 1996.  
 [7] A. Buzo, A. H. Gray Jr., R. M. Gray, and J. D. Markel, "Speech Coding Based upon Vector Quantization," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-28, pp. 562-574, Oct. 1980.  
 [8] W. H. Equitz, "A New Vector Quantization Clustering Algorithm," *IEEE Trans. Acust., Speech, and Signal Processing*, vol. 37, pp. 1568-1575, Oct. 1989.  
 [9] P. Franti, T. Kaukoranta, and O. Navalainen, "On the Splitting Method for Vector Quantization Codebook Generation," *Opt. Eng.*, vol. 36, pp. 3043-3051, Nov. 1997.  
 [10] T. Kaukoranta, P. Franti and O. Navalainen, "Iterative Split-and-Merge Algorithm for Quantization Codebook Generation," *Opt. Eng.*, vol. 37, pp. 2726-2732, Oct. 1998.  
 [11] P. A. Chou, "Optimal Pruning with Applications to Tree-Structured Source Coding and Modeling," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 35, pp. 299-315, Mar. 1989.  
 [12] J. S. Song, "Deadzone-Constrained Pruned Tree-Structured Vector Quantization," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 5, pp. 196-198, Aug. 1998.  
 [13] C. Hsieh, "DCT-based codebook design for vector quantization of image," *IEEE Trans. Circuit & System for Video Tech.*, vol. 2, no 4, pp. 401-409, Dec. 1992.  
 [14] K. N. Ngan and H. C. Koh, "Predictive Classified Vector Quantization," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, no. 3, Jul. 1992.



(a)

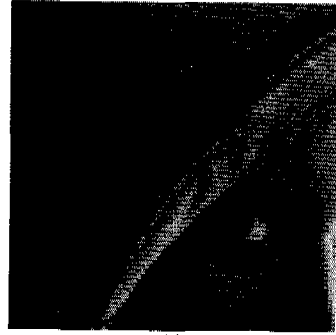


(b)

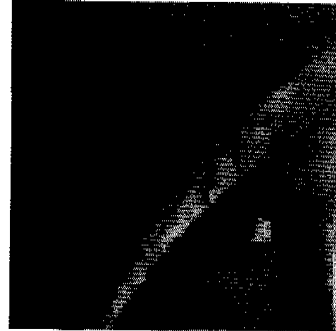


(c)

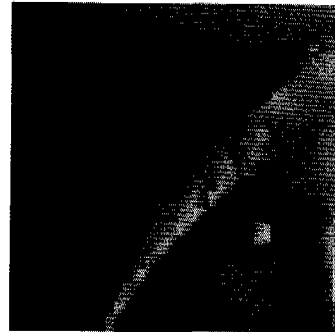
그림 5. 원 영상과 복원한 256×256 Lena 영상 비교  
(a) 원 영상 (b) Hsieh 방법 (c) 제안한 방법



(a)



(b)



(c)

그림 6. 부분확대한 Lena 영상 (a) 원영상  
(b) Hsieh 방법 (c) 제안한 방법

이 경 환(Kyeong-Hwan Lee)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원

정 원 식(Won-Sik Cheong)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원

최 정 현(Jung-Hyan Choi)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원

김 경 규(Kyoung-Kyoo Lee)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원

이 법 기(Bub-Ki Lee)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원

김 덕 규(Duk-Kyoo Kim)  
통신학회 논문지 제24권 제1B호 참조

정회원