

초기 코드벡터 결정에 의한 LBG 알고리즘의 성능 개선

Improvement of performance for the LBG algorithm by the decision of initial codevectors

洪 知 勳*, 趙 濟 煌*

(Chi Hwun Hong*, Che Hwang Cho*)

要 約

LBG 알고리즘은 국소적 최적 코드북 만들 보장하기 때문에 초기 코드벡터의 결정이 코드북의 성능을 결정한다. 본 논문에서는 초기 코드벡터의 결정에 있어서 이산여현변환 후에 발생되는 DC 항, 저주파 항, 중간주파 항, 그리고 고주파 항을 특징벡터로 하여 결정반지름에 의한 초기 코드벡터 결정 방법을 제안한다. 결정반지름이 증가함에 따라 소속되는 벡터수와 초기 코드벡터의 거리 표준편차가 증가함을 알 수 있다. 초기 코드벡터의 결정에 있어서 DC 항은 128×128 영상과 256×256 영상의 모든 경우에 있어서 소속률이 0.9 이상인 결정반지름을 선택하고, 저주파 항, 중간주파 항, 그리고 고주파 항은 소속률이 약 0.6 이하의 결정반지름을 선택할 때 보다 우수한 성능의 코드북을 얻을 수 있다.

Abstract

Choosing initial codevectors in the LBG algorithm controls the performance of a codebook, because it only guarantees a locally optimal codebook. In this paper, we propose the decision method of initial codevectors by a decision radius which takes for feature vectors DC, low frequency, medium frequency and high frequency terms generated by a DCT.

The more the decision radius is increased in order to decide initial codevectors, the more the number of membership vectors and the standard deviation for distance among the initial codevectors are increased. To obtain improved performance for a codebook, the decision radius for DC term is required above 0.9 of the membership rate and those for low frequency, medium frequency and high frequency terms under 0.6 of it.

I. 서 론

아날로그 신호의 영상을 디지털 신호로 변환하여 전송하는 경우 실시간(real-time)적 처리에 어려움이 있고, 저장을 위해서는 대용량의 저장 매체가 요구된

다. 따라서 영상의 품질을 원하는 수준으로 유지하며 영상의 데이터량을 줄일 수 있는 압축기술(compression techniques)이 중요시 되고 있다. 정지영상의 경우, 이웃하는 화소(pixel)간 상관관계(correlation)에 근거하는 공간 중복성(spatial redundancy)으로 인하여 그 영상의 정보를 실질적으로 표현하는 것보다 많은 비트(bit)가 요구된다. 그러므로 영상 압축기술의 연구 목적은 이러한 중복성을 제거함으로써 영상을

*東新大學校 電子工學科
Dept. of Electronic Eng., Dongshin Univ.
접수일자: 1994년 8월 6일

표현하는데 필요한 비트수를 줄이는데 있다[1]-[5].

영상압축은 크게 무손실 압축(lossless compression)과 손실 압축(lossy compression)으로 분류할 수 있으며, 무손실 압축은 영상을 표현하는 정보의 손실 없이 압축하는 방법으로써 큰 압축을 기대할 수 없는 반면, 손실 압축은 정보의 손실을 감수하는 압축 방법으로 큰 압축을 행할 수 있다. 무손실 압축 방법으로는 비트 평면 부호화(bit plane encoding), 무손실 예측 부호화(lossless predictive coding), 손실과 무손실 잉여 부호화(lossless residual encoding) 방법 등이 있으며 의학용 디지털 방사선 영상의 압축, 지구자원 탐사위성(LANDSAT)의 영상압축 등에 사용하고 있고, 손실 압축 방법으로는 손실 예측 부호화(lossy predictive coding), 변환 부호화(transform coding), BTC (block truncation coding), 벡터 양자화(vector quantization), 부대역 부호화(subband coding), 계층적 부호화(hierarchical coding) 등이 있으며 영상전화, 영상회의, HDTV, DVCR 등에 사용되고 있다[1],[6]-[8].

손실 압축 방법 중 벡터 양자화 방식은 데이터원이 통계적으로 독립된 심볼로 구성되더라도 스칼라 대신 벡터로 조합된 신호를 부호화함으로써 높은 압축률을 얻을 수 있다는 Shannon의 왜곡률이론(rate-distortion theory)에 근거를 두고 있고[10], 큰 압축률을 기대할 수 있어 많은 연구가 진행되고 있다[8],[11].

일반적인 벡터 양자화 방법은 영상을 몇개의 성분을 갖는 특징벡터로 전처리하고, 적절한 학습 알고리즘으로 얻어진 코드벡터(code vector)로 구성된 코드북(codebook)으로부터 전처리된 각 특징벡터에 대한 가장 근사한 코드벡터를 찾아 그 벡터에 부여된 색인(index)을 찾는 방법이다[13]. 따라서 압축 처리하고자 하는 영상의 특징을 가장 적절히 표현하는 특징벡터(feature vector)의 결정과 코드북 발생을 위한 학습 알고리즘(learning algorithm)의 선택이 영상 압축에 있어서 중요하다. 코드북 발생을 위한 알고리즘으로는 보편적으로 LBG(Linde-Buzo-Gray) 알고리즘이 사용되며[12], 특징벡터를 주파수 변환 영역에서 결정할 경우, 통계적으로 종속적이거나 상관적인 화소를 독립적인 혹은 비상관적인 계수로 변환할 수 있기 때문에 상관성이 높은 화소로 구성된 일반적인 영상의 특징을 보다 적절히 분류하여 표현할 수 있다[9].

본 논문에서는 원영상을 이산여현변환(DCT : discrete

cosine transform)하여 공간주파수계수(spatial frequency coefficient) 분포에 따라 DC 항(혹은 상수항), 저주파(low frequency) 항, 중간주파(medium frequency) 항, 고주파(high frequency) 항으로 각각 분류하여 이를 특징벡터로 선택하고, 코드북 발생을 위하여 LBG 알고리즘을 사용한다. LBG 알고리즘은 국소적 최적 코드북(locally optimal codebook)만을 보장하고, 일반적으로 학습에 사용될 벡터 집합에는 많은 수의 국소적 최적점이 존재하기 때문에 초기 코드벡터의 결정은 우수한 성능의 코드북 설계에 결정적인 역할을 한다. 초기 코드벡터의 결정방법으로는 Random codes[12], Splitting[10], 그리고 PNN(Pairwise Nearest Neighbor) clustering[14] 방법 등이 알려져 있다.

LBG 알고리즘은 국소적 최적 코드북만을 보장하고 학습 시간이 길다는 결점에도 불구하고, 알고리즘 사용이 간단하며, 충분한 학습 시간과 학습벡터(learning vector)가 주어지고 적절한 초기 코드벡터 결정이 이루어지면, 만족할 만한 코드북을 얻을 수 있기 때문에 벡터 양자화의 코드북 설계에 사용되는 가장 보편적인 방법이다[13]. LBG 알고리즘 사용시 초기 코드벡터 선택을 위한 Random codes 방법은 주어진 학습벡터로부터 가정된 코드벡터의 수 만큼 무작위로 선택하는 방법이다. Splitting 방법은 학습벡터의 중심벡터를 첫번째 코드벡터로 정하고, 이 벡터를 가까이 위치하는 두개의 벡터로 나누어 LBG 알고리즘을 적용하고, 학습의 결과로 얻은 두 벡터를 각각 가까이 위치하는 두개의 벡터로 나누어 4 개의 초기 코드벡터로써 LBG 알고리즘을 적용한다. 이러한 방법은 가정된 코드벡터 수가 얻어질 때까지 반복된다. PNN clustering 방법은 주어진 학습벡터가 N 개라면, N 개의 Cluster 가 있다고 가정하고, 가장 가까운 벡터를 합하여 Cluster 수를 줄임으로써 가정된 Cluster 수가 될 때까지 학습을 반복한다. 학습이 종료되면 가정된 Cluster 수가 초기 코드벡터가 된다. 초기 코드벡터 결정 방법 중 Random codes 방법은 주어진 학습벡터로부터 무작위로 초기 코드벡터를 선택하기 때문에 설계된 코드북의 성능을 보장할 수 없고, Splitting과 PNN clustering 방법은 주어진 학습벡터의 분포에 크게 의존적이다. 즉, 기존의 두 방법에 의해 최적의 코드북을 설계하기 위해서는 학습벡터가 분명한 Cluster 를 이루어야 하며, Cluster 의 수가 가정된 코드벡터 수와 비슷해야 한다. 학습벡터가

보다 분명한 Cluster 를 이루기 위해서는 Cluster 구성을 위한 특징을 갖는 특징벡터의 선택은 물론, 선택된 학습벡터 수가 많아야 하고, 각 학습벡터를 구성하는 성분 수는 적어야 한다. 학습벡터의 증가는 학습시간을 길게하는 문제를 가져오고, 선택된 학습벡터의 성분 수가 큰 경우는 학습벡터 수를 더욱 증가시켜야 하기 때문에 학습시간 문제가 코드북 설계에 큰 어려움이 된다. 학습벡터의 분포가 Cluster 를 형성하는 경우, 기존의 두 방법을 적용하여 만족할만한 코드북 설계를 위해서는 최소한 20 장의 128×128 화소 256 그레이 레벨 영상이 필요하다. 따라서 기존의 두 방법에 의한 최적의 코드북 설계를 위해서는 학습시간의 단축과 학습벡터의 Cluster 구성 문제 등이 먼저 해결되어야 한다. 더구나 코드북 설계를 위해 선택된 학습벡터가 특성상 Cluster 를 구성하지 않는 경우, 학습벡터 수를 증가하여도 기존의 두 방법의 적용에 의해서 우수한 성능의 코드북을 설계하기 어렵다. 따라서, 기존의 두 방법을 사용하는 경우 먼저 해결해야 할 문제인 학습벡터가 Cluster 를 구성하도록 적절히 학습벡터를 선택하는 것과, Cluster 구성을 위해 많은 학습벡터를 사용하므로써 학습시간이 길어지는 문제를 해결할 수 있도록 학습벡터의 분포에 관계 없는 초기 코드벡터 결정 방법을 제안하고자 한다.

II. 제안된 초기 코드벡터 결정 방법

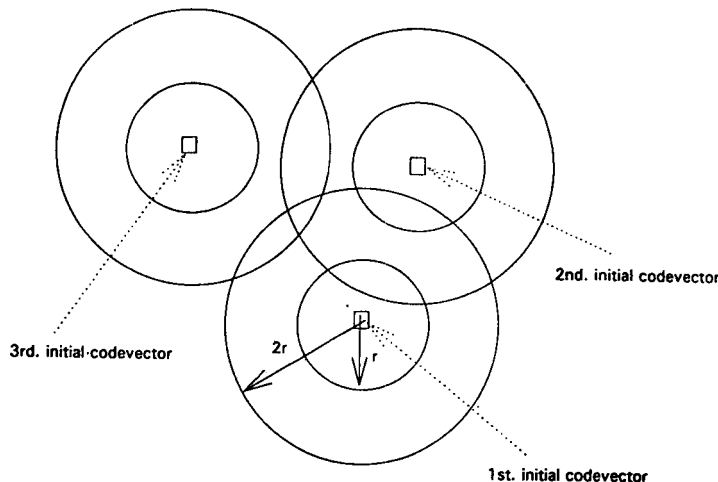


그림. 1. 초기 코드벡터 결정 방법

Fig. 1. The decision method for initial codevectors

본 논문에서 128×128 과 256×256 화소의 256 그레이 레벨(gray levels) 영상을 압축 및 복원 실험에 사용하였으며, 4×4 블록으로 블록화하고 이산여현 변환 후 발생하는 1 개 성분을 갖는 DC 항과, 저주파 항, 중간주파 항, 그리고 고주파 항 각각을 특징벡터로 선택한다. DC 항과 특징벡터를 이미 구성된 코드북에서 유클리디안 거리(Euclidean distance)가 가장 작은 코드벡터를 찾아 대체한다. 그리고 4 개항을 4×4 블록으로 조립한 다음, 역이산여현변환을 행한 후 128×128 또는 256×256 화소의 영상으로 복원한다.

본 논문에서 제안한 초기 코드벡터 결정 방법은 다음과 같다. 처음 특징벡터들 중 원점에서 가장 멀리 떨어진 벡터를 찾아 첫번째 초기 코드벡터로 하고, 이 벡터를 중심으로 임의로 선택한 결정반지름의 두배 길이를 벗어나는 최초의 벡터를 두번째 초기 코드벡터로 하고, 첫번째와 두번째 초기 코드벡터를 각각 중심으로한 결정반지름의 두배 길이를 벗어나는 최초의 벡터를 세번째 초기 코드벡터로 한다. 이러한 과정을 원하는 수의 초기 코드벡터를 결정할 때까지 반복하며, 모든 특징벡터에 대해 원하는 개수 미만의 벡터가 얻어지는 경우는 선택한 반지름의 크기가 임계값을 넘는 경우를 의미하므로 결정반지름의 크기를 줄여 다시 행한다. 초기 코드벡터의 표준편차 σ 와 임의의 벡터가 결정반지름에 의하여 그려지는 원 내에 소속될 지의 여부를 판별하는 관계식은 다음과 같다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n (mean_j - X_{ij})^2} \quad (1)$$

$$mean_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{ij} \quad (2)$$

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (3)$$

여기서, N 은 코드북을 구성하는 코드벡터의 수로써 본 논문에서는 64, 128, 혹은 256 이다. X_{ij} 는 코드북을 구성하는 i 번째 코드벡터의 j 번째 성분이고, n 은 DC 항의 경우 1이며, 저주파, 중간주파, 그리고 고주파항인 경우 각각 3, 5, 그리고 7 이다. A 와 B 는 각각 n 개의 성분 a 와 b 로 구성된 벡터이며, A 가 결정반지름에 의하여 그려진 원의 중심 벡터라면 B 는 원 내에 소속될지 여부가 판별될 임의의 벡터로 볼 수 있다. 따라서 식 (3)의 결과값이 두배의 결정반지름 크기보다 작은 경우, 결정반지름에 의하여 형성된 A 를 중심으로한 원 내에 B 가 속하게 된다. 그림 1은 초기 코드벡터 결정 방법을 보여준다.

III. 실험 및 결과 고찰

DC 항과 3 가지 특징벡터를 얻는 방법은 다음과 같다. 128×128 화소의 256 그레이 레벨 영상을 4×4 블록으로 나누고 이산여현변환하여 그림 2와 같이 1개 성분으로 구성된 DC 항, 3개 성분의 저주파 항, 5개

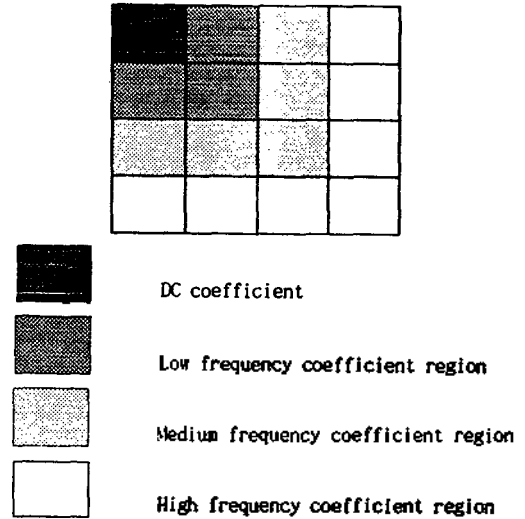


그림. 2. DCT 에 의한 4×4 블록의 주파수 계수 분포
Fig. 2. The distribution of the frequency coefficients generated by the DCT for a 4×4 block

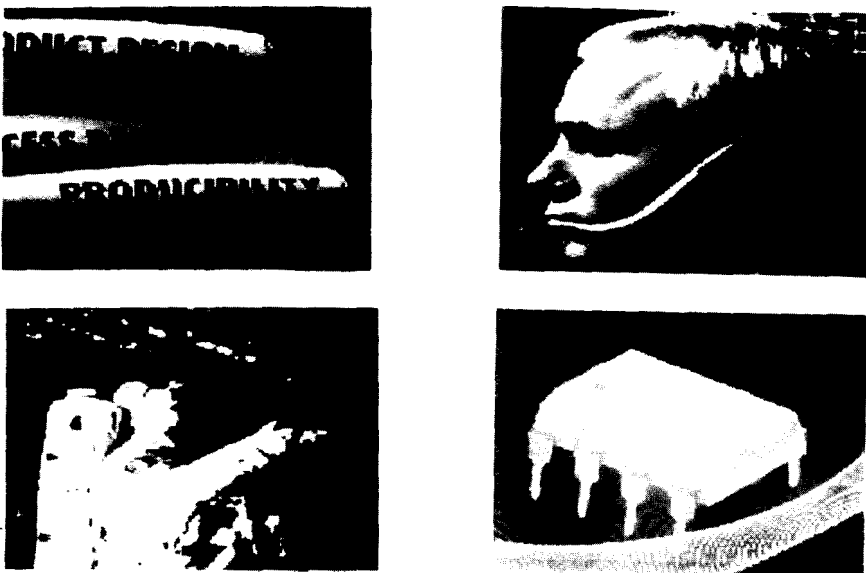


그림. 3. 학습벡터를 얻기 위한 4 개의 128×128 화소 256 그레이 레벨 영상
Fig. 3. Four images with 128×128 pixels 256 gray levels selected to obtain learning vectors

성분의 중간주파 항, 7개 성분의 고주파 항으로 분리하여 특징벡터를 얻는다. 본 논문에서는 특징벡터를 얻기 위해서 그림 3에 주어진 4개의 128 × 128 화소 256 그레이 레벨 영상을 사용하였고, 따라서 4항 각각에 대해서 LBG 알고리즘에 사용할 4096개의 학습벡터가 얻어진다. 여기서 적용된 이산여현변환과 역이산여현변환식은 다음과 같이 각각 주어진다.

$$F(u, v) = \frac{4C(u)C(v)}{M^2} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{M-1} f(j, k) \cos[(2j+1)u \frac{\pi}{2M}] \cos[(2k+1)v \frac{\pi}{2M}] \quad (4)$$

$$f(j, k) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} C(u)C(v)F(u, v) \cos[(2j+1)u \frac{\pi}{2M}] \cos[(2k+1)v \frac{\pi}{2M}] \quad (5)$$

여기서,

$$C(w) \begin{cases} = \frac{1}{\sqrt{2}} : w=0 \text{에 대하여} \\ = 1 : w=1, 2, 3, \dots, M-1 \text{에 대하여 그리고, } M=4 \end{cases}$$

표 1. 세 가지 결정반지름에 대한 4 항 각각의 소속률과 표준편차. (a)64 (b)128 (c)256 초기 코드벡터

Table 1. The membership rate and the standard deviation for three kinds of decision radii for four terms. (a) 64 (b) 128 (c) 256 initial codevectors

		CASE 1	CASE 2	CASE 3
DC	결정반지름	4.0	2.5	1.5
	소속률	0.999756	0.634766	0.376953
	표준 편차	148.951889	93.121925	55.883945
LOW	결정반지름	20.0	10.0	4.0
	소속률	0.999658	0.701904	0.342773
	표준 편차	100.251404	72.423492	61.303822
MEDIUM	결정반지름	21.0	7.5	4.0
	소속률	0.994141	0.590332	0.236328
	표준 편차	73.306435	42.271259	33.608425
HIGH	결정반지름	21.0	9.0	6.0
	소속률	0.998779	0.670898	0.375977
	표준 편차	58.073624	29.712849	26.409723

(a)

		CASE 1	CASE 2	CASE 3
DC	결정반지름	2.2	1.5	0.8
	소속률	0.972188	0.682129	0.372070
	표준 편차	166.183243	44.250977	61.318724
LOW	결정반지름	15.0	6.0	3.0
	소속률	0.997314	0.717773	0.402588
	표준 편차	98.408577	56.695107	49.693878
MEDIUM	결정반지름	15.0	6.5	3.5
	소속률	0.981934	0.619141	0.254359
	표준 편차	58.190014	35.809998	31.443396
HIGH	결정반지름	17.0	8.0	5.0
	소속률	0.995850	0.662109	0.362061
	표준 편차	52.546585	29.446505	22.658587

(b)

		CASE 1	CASE 2	CASE 3
DC	결정반지름	1.05	0.7	0.3
	소속률	0.963623	0.664551	0.311279
	표준 편차	159.983398	110.869362	51.831520
LOW	결정반지름	9.0	4.0	2.0
	소속률	0.959229	0.674805	0.301270
	표준 편차	80.371315	52.081440	38.723732
MEDIUM	결정반지름	11.0	5.0	4.0
	소속률	0.964111	0.555176	0.436035
	표준 편차	52.269226	33.576004	32.179943
HIGH	결정반지름	12.0	6.0	4.0
	소속률	0.959717	0.566162	0.346680
	표준 편차	42.890675	27.234694	19.443169

(c)

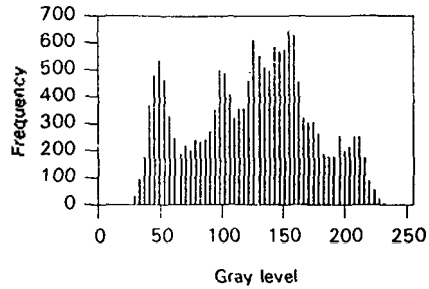
본 논문에서 이산여현변환하여 얻어진 4 항 각각에 대한 4096 개의 특징벡터를 LBG 알고리즘의 학습벡터로 하여 64, 128 그리고 256 개의 코드벡터를 구한다. 표 1 은 4개의 각 항에 대하여 3 가지의 결정반지름에 대한 소속률(membership rate)과 표준편차(standard deviation)를 보여주며, 결정반지름이 증가할수록 소속률과 표준편차가 모두 크게 증가함을 나타낸다. 소속률은 결정반지름이 그리는 원 내에 포함되는 벡터수를 고려하는 전체 벡터수 4096으로 나눈 값이다.

코드북 발생을 위해 그림 3의 4개 영상을 각각 4×4 로 블러화하고 이산여현변환하여 얻은 4가지 항 각각에 대한 4096 개의 벡터를 학습벡터로 하고, 본 논문에서 제안한 방법으로 구해진 초기 코드벡터를 LBG 알고리즘에 적용하여 10회 반복 학습 후 4가지 항에

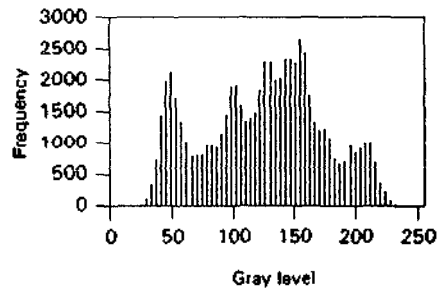
대한 코드북을 각각 발생한다. 표 2는 표 1에 근거하여 4가지 각 항에 대한 결정반지름을 다르게 한 실험 순서를 나타내며, 그림 5 와 6은 그림 4에 주어진 128×128 Lena 영상과 256×256 Lena 영상을 각각 입력 영상으로 하여 표 2의 실험 순서에 의하여 발생된



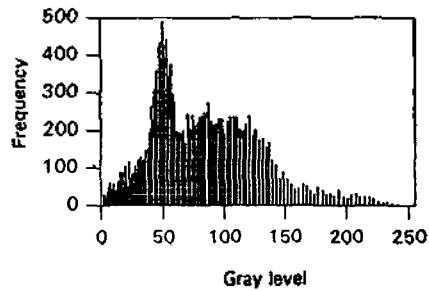
(a)



(b)



(c)



(d)

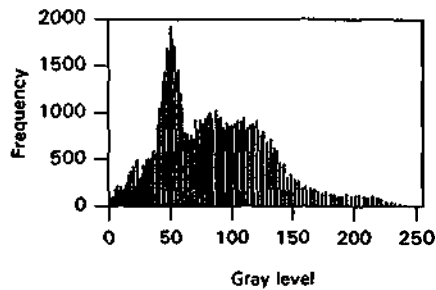


그림. 4. (a) 128×128 , (b) 256×256 화소, 256 그레이 레벨 Lena 영상
(c) 128×128 , (d) 256×256 화소, 256 그레이 레벨 girl 영상

Fig. 4. (a) 128×128 , (b) 256×256 pixels, 256 gray levels Lena images
(c) 128×128 , (d) 256×256 pixels, 256 gray levels girl images

64, 128 그리고 256 코드벡터로 구성된 코드북을 이용한 복원 결과를 보여준다. 그림 5, 6과 표 2에서 알 수 있듯이 DC 항이 CASE 1인 경우와 나머지 항이 CASE 2 혹은 3인 경우, 낮은 RMSE 를 갖고 코드수의 증가에 따라 RMSE 가 감소함을 보여주며, DC 항이 CASE 3인 경우 코드수에 무관하게 높은 RMSE 를 나타낸다. 따라서 표 1로부터 DC 항은 소속률이 0.9 이상되도록 결정반지름을 선택하고, 나머지 항들은 소속률이 약 0.6 이하가 되도록 결정반지름을 선택할 경우, 보다 향상된 성능의 코드북이 얻어짐을 알 수 있다. 여기서 RMSE(root mean square error)

와 PSNR(peak signal to noise ratio)는 다음과 같이 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (f_{ij} - g_{ij})^2} \quad (6)$$

$$PSNR = 20 \log_{10}(255/RMSE) \quad (7)$$

여기서 $L=128$ 혹은 256 이고, f_{ij} 와 g_{ij} 는 각각 원영상과 복원영상에 대한 (i, j) 좌표의 최소값이다.

표 2. 4가지 항에 대해서 결정반지름을 다르게 한 실험 순서

Table 2. The order of experiment for different decision radii about four terms.

EXP.	DC	LOW	MEDIUM	HIGH	EXP.	DC	LOW	MEDIUM	HIGH
1	CASE 1	CASE 1	CASE 1	CASE 1	26	CASE 1	CASE 3	CASE 3	CASE 2
2	CASE 1	CASE 1	CASE 1	CASE 2	27	CASE 1	CASE 3	CASE 3	CASE 3
3	CASE 1	CASE 1	CASE 1	CASE 3	28	CASE 2	CASE 1	CASE 1	CASE 1
4	CASE 1	CASE 1	CASE 2	CASE 1	29	CASE 2	CASE 1	CASE 1	CASE 2
5	CASE 1	CASE 1	CASE 2	CASE 2	30	CASE 2	CASE 1	CASE 1	CASE 3
6	CASE 1	CASE 1	CASE 2	CASE 3	31	CASE 2	CASE 1	CASE 2	CASE 1
7	CASE 1	CASE 1	CASE 3	CASE 1	32	CASE 2	CASE 1	CASE 2	CASE 2
8	CASE 1	CASE 1	CASE 3	CASE 2	33	CASE 2	CASE 1	CASE 2	CASE 3
9	CASE 1	CASE 1	CASE 3	CASE 3	34	CASE 2	CASE 1	CASE 3	CASE 1
10	CASE 1	CASE 2	CASE 1	CASE 1	35	CASE 2	CASE 1	CASE 3	CASE 2
11	CASE 1	CASE 2	CASE 1	CASE 2	36	CASE 2	CASE 1	CASE 3	CASE 3
12	CASE 1	CASE 2	CASE 1	CASE 3	37	CASE 2	CASE 2	CASE 1	CASE 1
13	CASE 1	CASE 2	CASE 2	CASE 1	38	CASE 2	CASE 2	CASE 1	CASE 2
14	CASE 1	CASE 2	CASE 2	CASE 2	39	CASE 2	CASE 2	CASE 1	CASE 3
15	CASE 1	CASE 2	CASE 2	CASE 3	40	CASE 2	CASE 2	CASE 2	CASE 1
16	CASE 1	CASE 2	CASE 3	CASE 1	41	CASE 2	CASE 2	CASE 2	CASE 2
17	CASE 1	CASE 2	CASE 3	CASE 2	42	CASE 2	CASE 2	CASE 2	CASE 3
18	CASE 1	CASE 2	CASE 3	CASE 3	43	CASE 2	CASE 2	CASE 3	CASE 1
19	CASE 1	CASE 3	CASE 1	CASE 1	44	CASE 2	CASE 2	CASE 3	CASE 2
20	CASE 1	CASE 3	CASE 1	CASE 2	45	CASE 2	CASE 2	CASE 3	CASE 3
21	CASE 1	CASE 3	CASE 1	CASE 3	46	CASE 2	CASE 3	CASE 1	CASE 1
22	CASE 1	CASE 3	CASE 2	CASE 1	47	CASE 2	CASE 3	CASE 1	CASE 2
23	CASE 1	CASE 3	CASE 2	CASE 2	48	CASE 2	CASE 3	CASE 1	CASE 3
24	CASE 1	CASE 3	CASE 2	CASE 3	49	CASE 2	CASE 3	CASE 2	CASE 1
25	CASE 1	CASE 3	CASE 3	CASE 1	50	CASE 2	CASE 3	CASE 2	CASE 2

51	CASE 2	CASE 3	CASE 2	CASE 3	67	CASE 3	CASE 2	CASE 2	CASE 1
52	CASE 2	CASE 3	CASE 3	CASE 1	68	CASE 3	CASE 2	CASE 2	CASE 2
53	CASE 2	CASE 3	CASE 3	CASE 2	69	CASE 3	CASE 2	CASE 2	CASE 3
54	CASE 2	CASE 3	CASE 3	CASE 3	70	CASE 3	CASE 2	CASE 3	CASE 1
55	CASE 3	CASE 1	CASE 1	CASE 1	71	CASE 3	CASE 2	CASE 3	CASE 2
56	CASE 3	CASE 1	CASE 1	CASE 2	72	CASE 3	CASE 2	CASE 3	CASE 3
57	CASE 3	CASE 1	CASE 1	CASE 3	73	CASE 3	CASE 3	CASE 1	CASE 1
58	CASE 3	CASE 1	CASE 2	CASE 1	74	CASE 3	CASE 3	CASE 1	CASE 2
59	CASE 3	CASE 1	CASE 2	CASE 2	75	CASE 3	CASE 3	CASE 1	CASE 3
60	CASE 3	CASE 1	CASE 2	CASE 3	76	CASE 3	CASE 3	CASE 2	CASE 1
61	CASE 3	CASE 1	CASE 3	CASE 1	77	CASE 3	CASE 3	CASE 2	CASE 2
62	CASE 3	CASE 1	CASE 3	CASE 2	78	CASE 3	CASE 3	CASE 2	CASE 3
63	CASE 3	CASE 1	CASE 3	CASE 3	79	CASE 3	CASE 3	CASE 3	CASE 1
64	CASE 3	CASE 2	CASE 1	CASE 1	80	CASE 3	CASE 3	CASE 3	CASE 2
65	CASE 3	CASE 2	CASE 1	CASE 2	81	CASE 3	CASE 3	CASE 3	CASE 3
66	CASE 3	CASE 2	CASE 1	CASE 3					

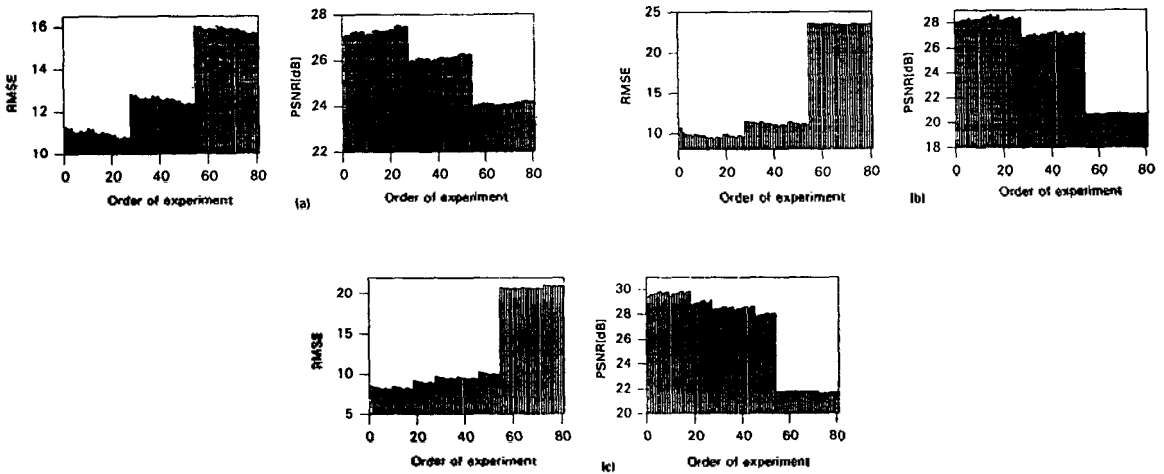
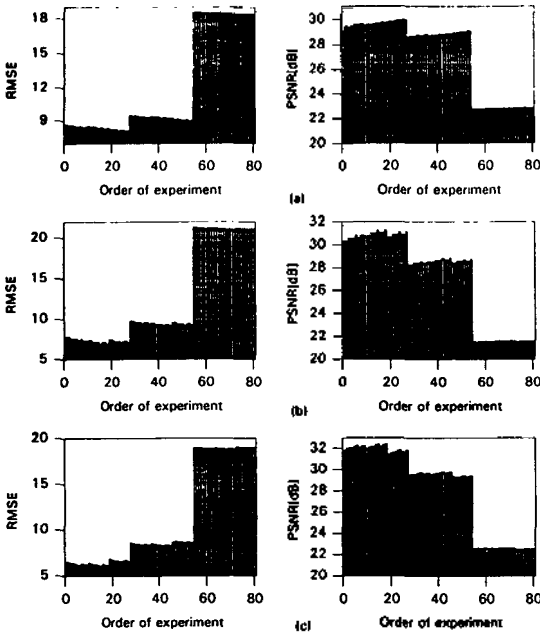


그림. 5. 128×128 Lena 영상에 대해 표 1, 2에 근거한 코드북을 이용한 복원 결과

- (a) 64 코드벡터에 대한 RMSE와 PSNR
- (b) 128 코드벡터에 대한 RMSE와 PSNR
- (c) 256 코드벡터에 대한 RMSE와 PSNR

Fig. 5. Restored results using the codebook based on Tables 1 and 2 for 128×128 Lena image

- (a) RMSE and PSNR for 64 codevectors
- (b) RMSE and PSNR for 128 codevectors
- (c) RMSE and PSNR for 256 codevectors



(a) RMSE and PSNR for 64 codevectors
 (b) RMSE and PSNR for 128 codevectors
 (c) RMSE and PSNR for 256 codevectors

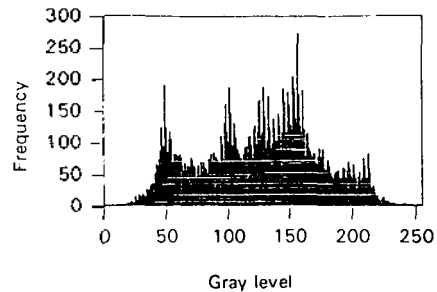
그림 7과 8은 각각 64와 256 코드벡터로 구성된 코드북을 사용하여 최대값과 최소값의 PSNR을 갖는 128×128 Lena 영상과 128×128 girl 영상의 복원된 영상과 히스토그램(histogram)을 보여주고, 그림 9와 10은 각각 64와 256 코드벡터로 구성된 코드북을 사용하여 256×256 Lena 영상과 256×256 girl 영상에 대한 복원영상과 히스토그램을 보여준다. 복원 영상과 히스토그램으로 알 수 있듯이 초기 코드벡터 결정이 적절한 경우, 설계된 코드북에 대하여 코드벡터 수의 증가에 따라 코드북의 성능이 향상되나 초기 코드벡터 결정이 적절하지 못한 경우, 설계된 코드북에 대하여 코드벡터 수에 무관하게 코드북의 성능이 낮음을 보인다.

결론적으로 표 1과 2로부터 DC 항은 소속률이 0.9 이상 되도록 결정반지름을 선택하고, 나머지 항들은 소속률이 약 0.6 이하가 되도록 결정반지름을 선택할 경우, 보다 향상된 성능의 코드북이 얻어짐을 알 수 있다. 결정반지름이 작은 경우의 코드벡터는 중심벡터에 대한 거리 편차가 작아 초기 코드벡터 간 거리와 중심벡터에 대한 거리가 서로 유사하게 결정됨을 의미한다.

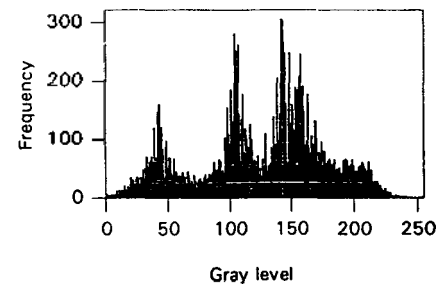
그림 6. 256×256 Lena 영상에 대해 표 1, 2에 근거한 코드북을 이용한 복원 결과
 (a) 64 코드벡터에 대한 RMSE 와 PSNR
 (b) 128 코드벡터에 대한 RMSE 와 PSNR
 (c) 256 코드벡터에 대한 RMSE 와 PSNR
 Fig. 6. Restored results using the codebook based on Tables 1 and 2 for 256×256 Lena image



(a)



(b)



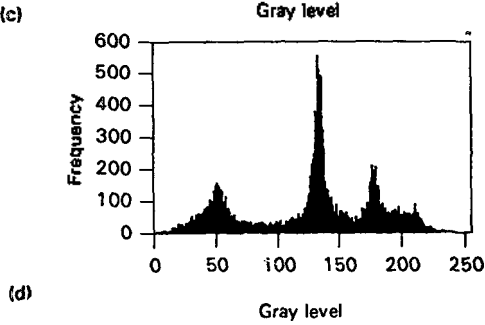
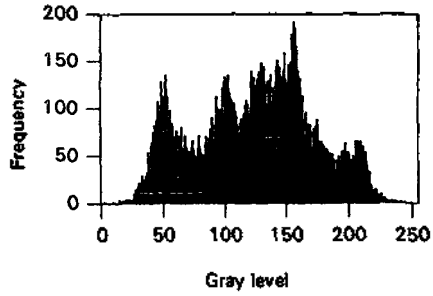
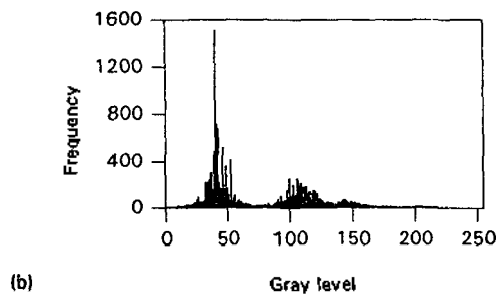
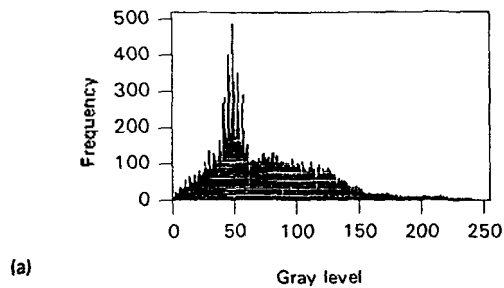


그림 7. 128 128 Lena 영상의 복원된 영상과 히스토그램
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 코드벡터 (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 27.55, (b) PSNR = 24.01,
 (c) PSNR = 29.87, (d) PSNR = 21.63

Fig. 7. The restored images and their histograms of 128 128 Lena images
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 codevectors (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 27.55, (b) PSNR = 24.01,
 (c) PSNR = 29.87, (d) PSNR = 21.63



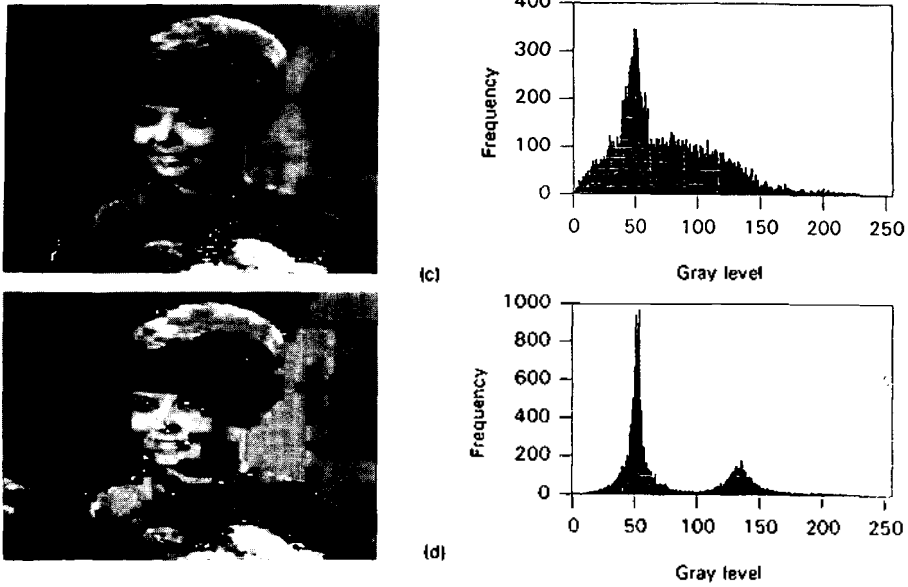
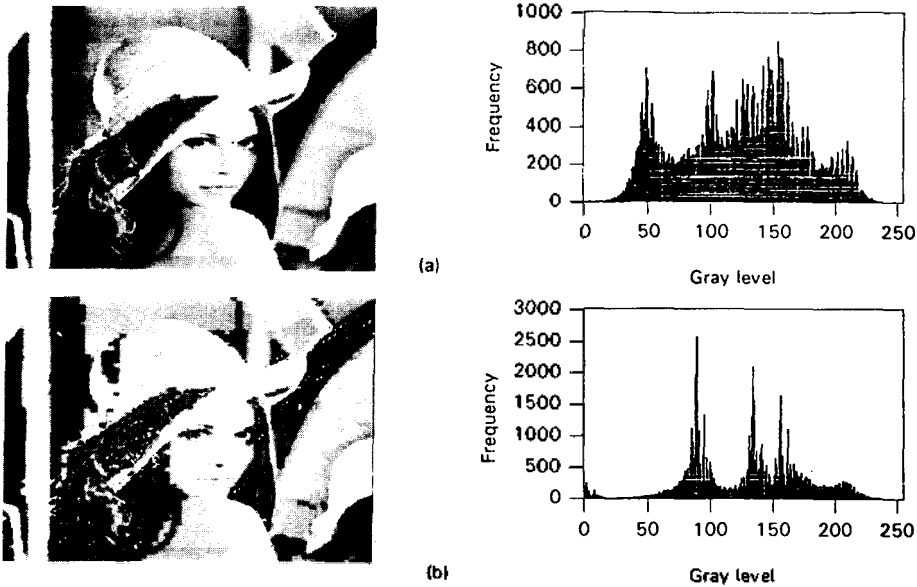


그림 8. 128 128 girl 영상의 복원된 영상과 히스토그램
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 코드벡터 (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 29.52, (b) PSNR = 22.71,
 (c) PSNR = 32.01, (d) PSNR = 21.31

Fig. 8. The restored images and their histograms of 128 128 girl images
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 codevectors (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 29.52, (b) PSNR = 22.71,
 (c) PSNR = 32.01, (d) PSNR = 21.31



(b)

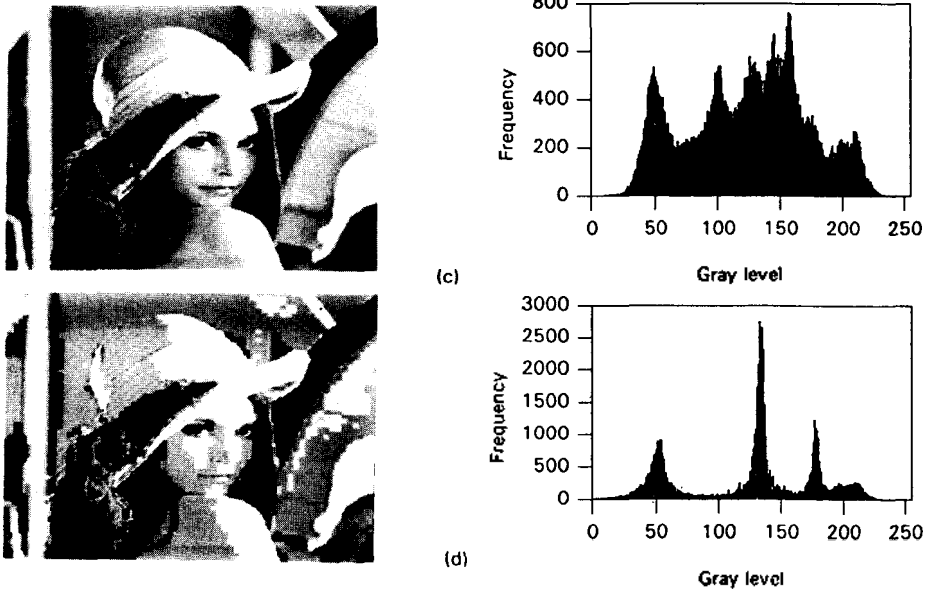
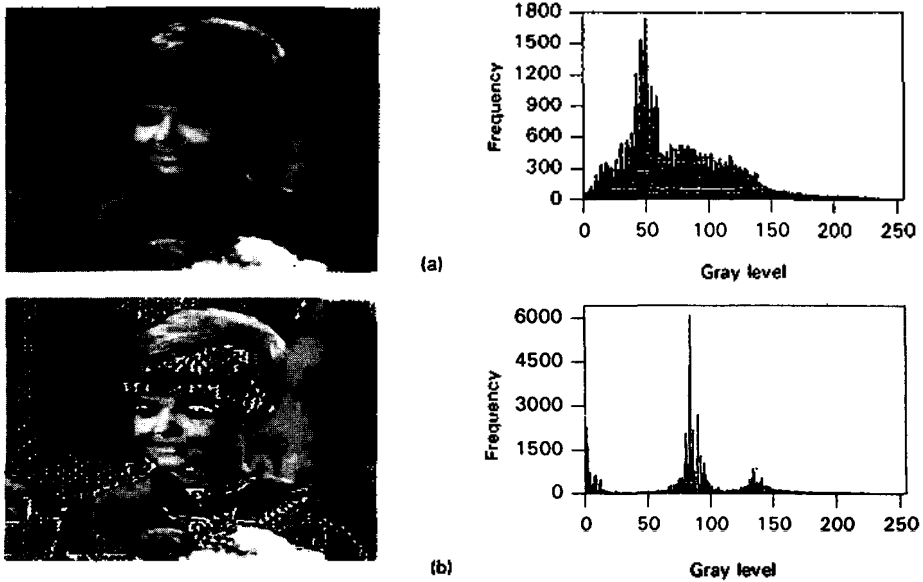


그림 9. 256 256 Lena 영상의 복원된 영상과 히스토그램
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 코드벡터 (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 29.98, (b) PSNR = 22.74,
 (c) PSNR = 32.44, (d) PSNR = 22.52

Fig. 9. The restored images and their histograms of 256 256 Lena images
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 codevectors (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 29.98, (b) PSNR = 22.74,
 (c) PSNR = 32.44, (d) PSNR = 22.52



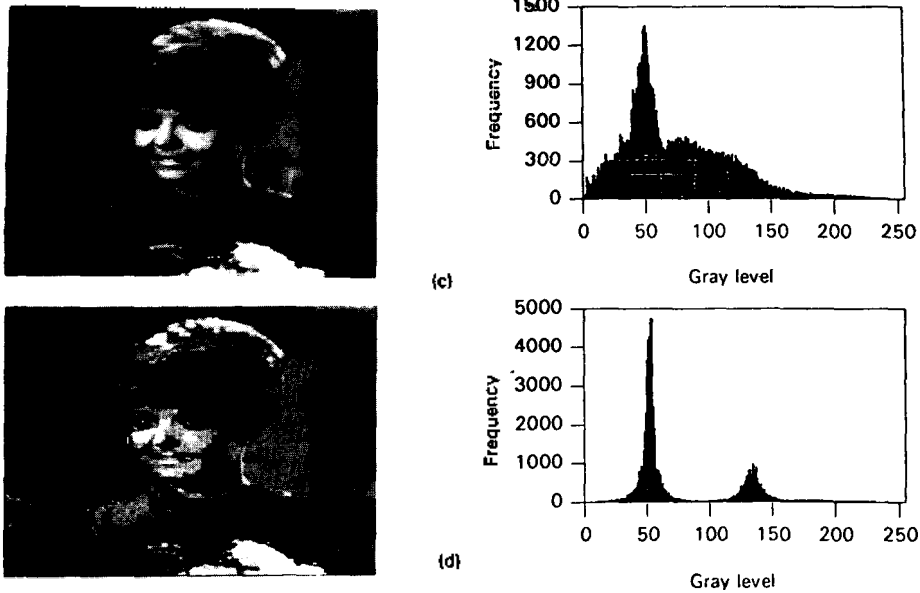


그림 10. 256 256 girl 영상의 복원된 영상과 히스토그램
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c, d) 256 코드벡터 (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 32.09, (b) PSNR = 20.15,
 (c) PSNR = 34.60, (d) PSNR = 21.43

Fig. 10. The restored images and their histograms of 256 256 girl images
 : (a, b) 64(0.375 bpp), (c,d) 256 codevectors (0.5 bpp)
 (a) PSNR = 32.09, (b) PSNR = 20.15,
 (c) PSNR = 34.60, (d) PSNR = 21.43

III. 결 론

영상의 특징을 적절하게 표현하는 특징벡터의 결정과 코드북 설계 방법의 선택은 벡터양자화에 의한 효율적인 영상 압축에 있어서 중요하다. 일반적으로 코드북 설계에 사용되는 LBG 알고리즘은 국소적 최적 코드북만을 보장하기 때문에 초기 코드벡터의 결정은 효율적인 코드북 설계에 중요한 문제이다. 기존의 초기 코드벡터 결정 방법은 학습벡터의 분포에 크게 의존적이어서 학습벡터가 보다 분명히 Cluster를 이루도록 학습 알고리즘을 적용하기 전에 특징벡터를 신중히 결정해야 하고, 학습벡터 수를 크게 해야 하므로 학습 시간이 길어지는 문제가 있다. 더구나 선택한 학습벡터가 Cluster를 이루지 못하는 경우, 충분한 수의 학습벡터와 학습시간이 주어지더라도 우수한 성능의 코드북 설계를 보장할 수 없다.

본 논문에서는 128×128 과 256×256 화소의 256

그레이 레벨 영상을 4×4 로 블록화하여 이산여현변환 후 특징벡터를 얻고, 64, 128, 그리고 256 개의 코드벡터로 구성된 코드북을 설계하며, 코드북 설계를 위한 LBG 알고리즘의 초기 코드벡터 결정 방법을 새롭게 제안한다. 처리하고자 하는 영상을 이산여현변환하여 주파수 계수 분포에 따라 DC 항과, 저주파 항, 중간주파 항, 그리고 고주파 항 등 3 가지 특징벡터로 나누며, LBG 알고리즘에 의하여 각 항에 따라 4 개의 코드북을 설계한다.

본 논문에서는 학습벡터의 분포에 관계 없이 결정반지름의 선택에 따라 초기 코드벡터를 결정함으로써 간단한 방법으로 코드북의 성능을 높일 수 있음을 보인다. 즉, 학습벡터의 DC 항은 모든 경우에 대해서 소속률이 0.9 이상되도록 결정반지름을 선택하여 소속되는 성분의 크기 범위를 증가시키는 방향으로 선택하고, 저주파 항, 중간주파 항 그리고 고주파 항의 경우 소속률이 약 0.6 이하되도록 결정반지름을 선택

하여 초기 코드벡터를 얻음으로써 보다 복원력이 우수한 코드북을 설계할 수 있다. 본 논문에서 제안된 초기 코드벡터 결정 방법에 의한 코드북은 적절히 설계된 경우 코드벡터 수의 증가에 따라 코드북의 성능이 향상되나 적절히 설계되지 못한 경우, 코드벡터 수에 무관하게 코드북의 성능이 낮음을 보인다.

參 考 文 獻

1. N. M. Nasrabadi and R. A. King, "Image coding using vector quantization : A review," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-36, pp. 957-971, Aug. 1988.
2. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Welsey, 1992.
3. A. K. Jain, "Image data compression : A Review," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp. 349-389, Mar. 1981.
4. W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, 1978.
5. R. J. Clarke, *Transform Coding of Images*, Academic Press, 1985.
6. T. J. Lynch, *Data Compression Techniques and Application*, LLI, 1985.
7. R. M. Gray, "Fundamentals of vector quantization," *IEEE TENCON-87*, vol. 3, pp. 1262-1271, Aug. 1987.
8. M. Rabhani and P. W. Jones, *Digital Image Compression Techniques*, SPIE Press, 1991.
9. K. R. Rao and P. Yip, *Discrete Cosine Transform Algorithm, Advantages, Applications*, Academic Press, 1990.
10. T. Murakami, K. Asai and E. Yamazaki, "Vector quantiser of video signals," *Electronics Letters*, vol. 7, pp. 1005 - 1006, Nov. 1982.
11. A. N. Netravali and B. G. Haskell, *Digital Pictures Representation and Compression*, Plenum Press, 1988.
12. Y. Linde, A. Buzo and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.
13. R. M. Gray, "Vector quantization," *IEEE ASSP Magazine*, vol. 1, pp. 4-29, April 1984.
14. W. H. Equitz, "A new vector quantization clustering algorithm," *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-37, pp. Oct. 1989.

▲홍 지 훈



1969년 8월 3일생
 1992년 8월 : 동신대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1994년 8월 : 동신대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 ※주관심분야 : 신경회로망, 영상처리

▲조 제 황

14권 1호 참조