

論文 97-34S-1-10

유전 알고리즘에 의한 다단 Gain-Shape 양자화기의 최적 코드북 설계

(An Optimal Codebook Design for Multistage Gain-Shape Vector Quantizer Using Genetic Algorithms)

金大鎭*, 安旋何*
(Daijin Kim and Sunha Ahn)

요 약

본 논문에서는 무선 화상 통신에 적합한 다단 (multistage) gain-shape 벡터 양자화 (MS-GS VQ)의 최적 코드북을 유전 알고리즘에 의해 얻는 새로운 설계 방법을 제안한다. 원화상은 채널 전송 오차에 강인 (robust)하도록 하기 위해서 가능한 여러 블록으로 나뉘어진다. 먼저, 원화상은 bi-orthogonal wavelet 변환에 의해 각기 다른 주파수 성분을 포함하는 여러 부대역 화상으로 분할된다. 다시, 각 부대역은 다단 양자화에 의해 뒷단의 화상 정보가 앞단의 화상 정보의 잉여 성분으로 구성되는 연속하는 여러 단의 화상 정보로 나뉘어진다. 마지막으로 각 단의 화상 정보는 다시 gain과 shape 두 성분으로 나뉘어진다. 제안한 화상 분할 방법은 원화상을 여러 성분으로 나눔으로 인해 최적 코드북의 결정이 어려운 단점이 있다. 이러한 난점을 극복하기 위해 유전 알고리즘을 사용하여 각 단의 코드북을 진화시키는 방안을 제시하였다. 제안된 양자화 설계 기법의 채널 전송 오차 특성을 조사하기 위해 몇 가지 시뮬레이션을 하였다. 시뮬레이션 결과는 유전 알고리즘에 의해 작성된 최적 코드북을 사용하는 제안된 다단 gain-shape 벡터 양자화 (MS-GS VQ) 기법은 돌발적으로 나타나는 높은 비트 오류율(10⁻²)하에서도 GLA 방법에 의해 작성된 코드북을 갖는 기존의 양자화 기법보다 1 dB 이상 향상된 PSNR을 보인다.

Abstract

This paper proposes a new technique of optimal codebook design in multistage gain-shape vector quantization (MS-GS VQ) for wireless image communication. An original image is divided into as many blocks as possible in order to get strong robustness to channel transmission errors: the original image is decomposed into a number of subband images, each of which contains a sperate spatial frequency information and is obtained by the biorthogonal wavelet transform; each subband is separated into several consecutive VQ stages, where each stage has a residual information of the previous stage; one vector in each stage is divided into two components - gain and shape. But, this decomposition generates too many blocks and it thus makes the determination of optimal codebooks difficult. We overcome this difficulty by evolving each block's codebook independently with different genetic algorithm that uses each stage's individual training vectors. The impact of the proposed VQ technique on the channel transmission errors is compared with that of other VQ techniques. Simulation results show that the proposed VQ technique (MS-GS VQ) with the optimal codebook designed by genetic algorithms is very robust to channel transmission errors even under the bursty and high BER conditions.

* 正會員, 東亞大學校 컴퓨터工學科

(Dep. of Computer Eng., Dogn-A University)

※ 이 논문은 95년도 교육부 자유 공모 과제 지원 연

구비에 의해 수행되었음.

接受日: 1996年10月3日, 수정완료일: 1997年1月7日

I. 서론

무선 채널 통신은 채널 페이딩 효과^[1]에 의해 연속하는 다량의 비트가 손실 또는 뒤바뀌는 burst 오류에 의해 자주 손상을 받는다. 유선 채널을 통한 통신의 평균 비트 오류율(BER)은 $10^{-6} \sim 10^{-9}$ 정도인 반면 무선 채널을 통한 통신의 평균 비트 오류율은 보통 $10^{-1} \sim 10^{-2}$ 정도이다. 그러므로 무선 통신을 위한 압축 알고리즘은 좋은 rate distortion 특성과 전송 채널 오차에 강인한(resilient) 특성을 동시에 만족시켜야 한다. 이러한 조건들을 만족시키기 위해 오류 정정 코드를 포함하는 가변 전송을 부호화(예를 들면 엔트로피 부호화, 또는 가변장 부호화)가 널리 사용된다. 가변 전송을 부호화는 고정 전송을 부호화보다 더 나은 압축률을 보이지만 전송 오류가 여러 픽셀들로 전파되는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 피하기 위해 전송 오류에 의한 화질의 열화가 국지적으로 제한되는 고정 전송을 부호화를 선택하였다. 오류 정정 부호화는 전송 오류를 줄이는 데 매우 효과적이지만 여러 개의 비트에 걸쳐 일어나는 burst 오류에는 별 효과가 없고 부가적인 비트 오버헤드에 의해 하드웨어 복잡도만 높인다. 본 논문에서는 이를 극복하기 위해 오류 정정 부호화를 사용하는 대신 압축 알고리즘 자체가 전송 오류에 강건한 특성을 갖도록 하였다.

본 연구의 주목적은 무선 환경에서 채널 전송 오류에 대한 강한 특성을 보이면서 동시에 만족할만한 화질 특성을 보이는 화상 압축 기술을 발견하는 것이다. 첫 번째 조건, 즉 강인한 오류 특성을 나타내기 위해 본 논문에서는 원래 화상을 가능한 많은 구성 성분으로 나눔으로서 만족시키고자 한다. 원래 화상이 여러 부대역으로 분할되고, 각 부대역은 몇 개의 연속하는 VQ 단계들로 나뉜다. 각 단계내 벡터들은 다시 gain과 shape의 성분^[3]으로 나뉜다. 본 논문에서는 이러한 분할기반 부호화를 다단 GS 양자화(MS-GS VQ)에 기반한 부대역 부호화라고 명명하였으며, 전체적인 분할 구성은 아래 그림 1과 같다. 이 분할은 전송 오류가 발생하여도 화상 정보의 손상을 국지적으로 제한하는 이점이 있으며, 손상된 성분이 덜 중요한(insignificant) 화상 정보라면 논문에서 이들의 계수를 선택한 이유는 필터 tap 길이가 매우 짧아(분할의 경우 5 taps, 복원의 경우 3 taps) 하드웨어 구현에 적합하고, 이들 계수 값의 이진 표현이 간단한 shift 및 덧셈 연

산으로 복잡한 convolution 연산을 대신할 수 있다는 점 때문이다. 큰 화질 열화를 나타내지 않고 원화상을 복원할 수 있게 해 준다.

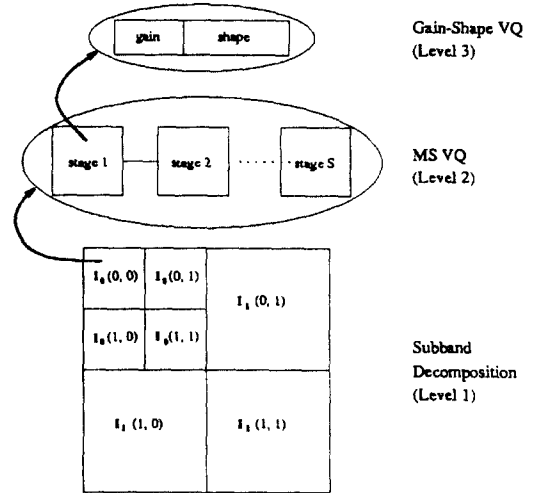


그림 1. 전체 분할 모양
Fig. 1. The overall decomposition scheme.

두 번째 조건인 좋은 화질 특성은 좋은 화상으로 복원하는 최적 코드북을 찾아냄으로서 만족시키고자 한다. 그러나, 종래의 코드북 설계 방법은 제안한 MS-GS VQ를 사용하는 부대역 부호화에는 다음과 같은 이유로 적합치 않다. 첫째로, 널리 사용되는 일반화된 Lloyd 알고리즘(GLA)^[3]은 최적 평균 자승 오차(MSE) 양자화기의 설계에 필요 조건이지 충분 조건은 아니므로 최적 코드북을 보장하지는 못한다. 둘째로, 매 반복마다 평균 왜곡이 감소하는 새로운 코드북을 찾는 greedy descent 탐색 알고리즘으로 국부해 문제를 피할 수 없다. 셋째로, 제안한 부호화 방법은 (1) 여러 성분의 존재로 최적 코드북 결정이 어렵고, (2) 전체 단계에 걸친 SNR이 마지막 단계의 SNR과 같으므로 전체적인 화질 열화를 피할 수 없으며, (3) gain 및 shape의 코드북을 독립적으로 설계하여 얻은 결과가 반드시 최적의 결과를 보장하지 않는다는 점이다. 이러한 단점을 피하기 위해 본 논문에서는 유전 알고리즘(GA)을 사용한 최적 코드북 결정 방안을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장은 제안된 MS-GS VQ의 동작 과정을 상세히 설명하였고, 3장은 유전 알고리즘을 사용한 최적 코드북 설계 방법을 소개하고, 4장은 제안된 VQ 방법의 오류 특성과 화질의 개선 능력을 보인다. 마지막으로 결론이 뒤따른다.

II. 제한한 다단 gain-shape 양자화

화상 압축에 쓰이는 벡터 양자화 기법은 오랫동안 광범위하게 연구되었다^[6]. 벡터 차원이 k 이고 크기가 N 인 벡터 양자화기 Q 는 아래 식과 같이 임의의 벡터 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \in R^k$ 를 유한 집합 C 로 대응시키는 한 매핑이다.

$$Q: R^k \rightarrow C \quad (1)$$

여기서 C 는 N 개의 코드 벡터 $C = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$ 로 구성된 코드북이라고 부른다. 벡터 양자화기는 N 개의 재생 벡터 Y_i 와 보르노이영역으로 불리는 비중첩 분할 R_i 에 의해 완전하게 정의된다. Voronoi 영역 R_i 는 다음과 같이

$$R_i = \{X \in R^k: \|X - Y_i\| \leq \|X - Y_j\|, i \neq j\} \quad (2)$$

정의되는 R^k 벡터들의 부분집합으로 표현되는데 이들 벡터들은 L^2 정규화 크기(norm) " $\|\cdot\|$ "의 의미에 의해 코드 벡터 Y_i 에 가장 가깝다.

벡터 양자화기는 한 쌍의 연산 - 벡터 인코더와 벡터 디코더 - 로 구성된다. 인코더 E 는 한 벡터 R^k 로부터 한 인덱스 집합 I 로의 매핑으로, 한 입력 벡터 X 와 가장 유사한 코드 벡터 Y_i 를 선택하여 대응하는 인덱스로 바꾸는 역할을 한다. Y_i 의 인덱스 i 는 이전 워드로 수신단에 전달된다. 수신측 디코더 D 는 인덱스 집합 I 를 lookup-table 연산에 의해 코드북 C 로 대응시키는 매핑으로 재생 코드 벡터 Y_i 를 생성한다. 따라서 벡터 양자화기의 전체 연산을 다음 두 연산의 조합으로 생각할 수 있다: $\hat{X} = Q(X) = D \cdot E(X) = D(E(X))$.

VQ가 잘 동작하도록 하기 위해서는 다음과 같은 왜곡을 최소화하도록 디코더가 최적 코드북을 그리고 인코더가 최적 분할을 갖도록 설계해야 한다.

$$\begin{aligned} d(X, Q(X)) &= \frac{1}{k} E(\|X - Q(X)\|^2) \\ &= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \int_{X \in R_i} \|X - Y_i\|^2 f_X(X) dX \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $f_X(X)$ 는 k -차원 벡터간의 joint 확률 밀도 함수(jpdf)이다. Lloyd^[7]는 한 벡터 양자화기가 최소 자승 오차를 가져다주는 두 개의 필요하지만 충분하지

않은 조건을 제시하였다. 첫 번째는 주어진 코드북 $\{Y_i: i=1, 2, \dots, N\}$ 에 대해 최적 분할은 아래 식과 같이 결정해야 한다는 인코더를 위한 최근접 이웃(nearest neighbor) 조건이다.

$$R_i = \{X: d(X, Y_i) \leq d(X, Y_j) \text{ for all } j\} \quad (4)$$

두 번째는, 주어진 분할 $\{R_i: i=1, 2, \dots, N\}$ 에 대해 최적 코드북은 아래 식과 같이 결정해야 한다는 디코더를 위한 중심(centroid)조건이다.

$$Y_i = \frac{1}{\|R_i\|} \sum_{j=1}^{\|R_i\|} X_j \quad (5)$$

여기서 $\|R_i\|$ 는 R_i 내 벡터의 수를 나타낸다.

기존의 VQ 방법은 다음과 같은 몇 가지 단점을 가지고 있다. 코드북을 결정하는데 요구되는 계산량과 메모리 크기가 코드북 크기에 비례하여 커진다는 점과 얻어진 코드북이 전송 오류에 취약한 특성을 가진다는 점이다. 이런 단점들은 이동 또는 무선 화상 통신 시스템을 설계할 때에는 문제가 더욱 심각하게 나타난다. 이를 극복하기 위한 VQ 방법중의 하나가 다단 VQ(MSVQ)^[8,9]이다. 다단 VQ는 연속하는 여러 VQ 단계로 구성되어 있고, 다음 단계의 양자화기는 입력 벡터의 정확한 표현을 위해서 그 이전 단계의 오차 벡터를 다시 양자화한다.

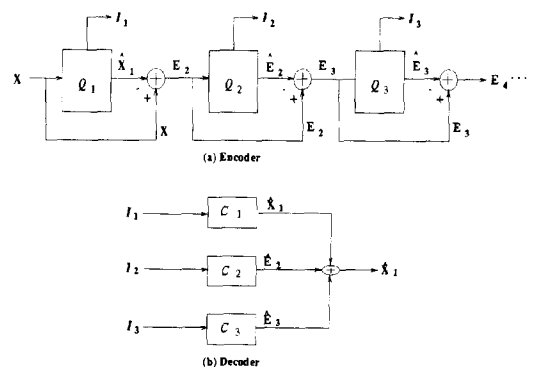


그림 2. MS VQ의 인코더 및 디코더
Fig. 2. Encoder and decoder of MS VQ.

그림 2는 3단계 VQ 인코더와 디코더를 나타낸 것이다. 입력 벡터는 같은 차원의 세 벡터의 합으로 표현되어진다. 여기서 합의 연속하는 각 항들은 그 이전 항의 연속적 근사화 개선으로 볼 수 있다. 첫 번째 단의 양

자화기 Q_1 은 크기가 N_1 인 코드북 C_1 을 이용하여 X 를 \hat{X}_1 로 근사화한다. 두 번째 단의 양자화기 Q_2 는 크기가 $N_2 (< N_1)$ 인 코드북 C_2 을 이용하여 오차 벡터 $E_2 = X - \hat{X}_1$ 를 \hat{E}_2 로 근사화한다. 그러므로 $\hat{X}_2 = \hat{X}_1 + \hat{E}_2$ 는 X 의 개선된 근사화를 나타내게 된다. 디코더에서는 다음과 같은 연산에 의해 재생된 벡터를 얻는다: $\hat{X} = \hat{X}_1 + \hat{E}_2 + \hat{E}_3$.

MSVQ는 계산의 복잡도가 낮고, 비교적 적은 메모리를 요구하며, 단계가 증가할수록 화질이 열화되기는 하지만 채널 오류에 아주 강한 장점이 있다. MSVQ에서는 가장 중요한 정보가 첫째 단계에 집중되므로 첫째 단의 정보에 전송 오류가 발생하지 않을 경우에는 복원된 화상의 화질 열화가 아주 적다. 전체 전송 오류의 발생 확률이 P_e 이고 각 단계의 오류 발생 확률이 모두 같다고 할 때, S 단을 갖는 MSVQ에서 첫째 단계 오류가 발생할 확률은 $\frac{P_e}{S}$ 로 줄어든다. 이와 같은 첫째 단계의 정보의 집중과 오류 발생 확률의 감소가 MSVQ를 전송 오류에 강인한 특성을 갖도록 하는 원인이 된다.

전송 오류에 대한 강인한 특성을 더욱 향상시키기 위해 각 단내의 벡터를 gain과 shape의 두 부분으로 나누었다. 벡터 X 의 gain g 는 X 의 Euclidean norm으로서

$$g = \|X\| = \sqrt{\sum_{i=1}^k X_i^2} \quad (6)$$

으로 정의되고, 벡터 X 의 shape s 는 다음과 같이 결정된다.

$$S = \frac{X}{g}, \quad (g \neq 0) \quad (7)$$

여기서 S 는 정규화 조건 $\|S\| = 1$ 을 만족한다.

Gain-shape 양자화를 위한 최적 인코더는 다음과 같이 결정된다^[10]. Gain-shape 벡터 양자화에 의한 자승 오차 왜곡은 다음과 같이 계산된다.

$$d(X, \hat{g}\hat{S}) = \|X - \hat{g}\hat{S}\|^2 \quad (8)$$

여기서 \hat{g} 와 \hat{S} 는 각각 양자화된 gain과 shape이다. Gain과 shape 코드북을 각각 C_g 와 C_s 로 나타내고 그들의 크기를 N_g 와 N_s 라고 가정한다. 위의 식 (8)은 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned} d(X, \hat{g}\hat{S}) &= \|X\|^2 + \hat{g}^2 - 2\hat{g}(X'S) \\ &= \|X\|^2 + [\hat{g} - (X'S)]^2 - (X'S)^2 \end{aligned} \quad (9)$$

위 식은 \hat{g} 와 \hat{S} 에 대해 다음 두 단계를 거쳐 최소화된다. 먼저, $X'S$ 를 최대화하는 shape 벡터 S 를 선택한 다음 선택된 S 에 대해 $[\hat{g} - (X'S)]^2$ 를 최소화하는 \hat{g} 를 찾는 것이다. 그림 3은 gain-shape VQ의 인코더와 디코더를 나타낸 것이다.

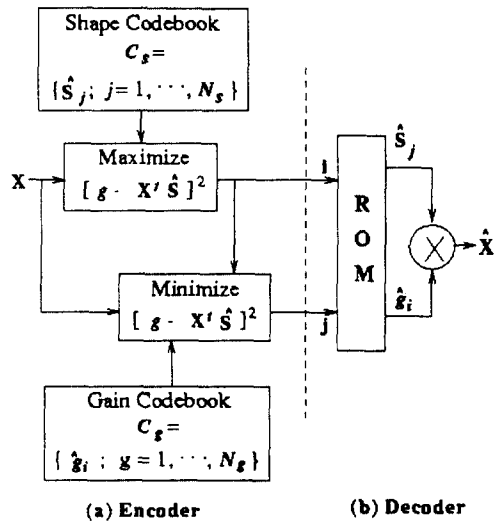


그림 3. Gain-shape VQ의 인코더 및 디코더
Fig. 3. Encoder and decoder of GS VQ.

그림 3-(a)에 보여지는 gain-shape VQ의 코드북 설계 과정은 Gersho^[10]에 의해 jointly optimized gain-shape VQ 알고리즘 (이하에서는 편이상 OPT 알고리즘이라고 부른다)으로 잘 요약되어 있다. OPT 알고리즘은 최적 디코더를 얻기 위해 gain과 shape의 두 코드북을 교대로 갱신하고 최적의 인코더를 얻기 위해 두 코드북 갱신사이의 학습 벡터들의 분할을 계산한다. OPT 알고리즘은 연산을 시작하기 전에 초기 코드북 $C_x(0)$, $C_s(0)$ 와 학습 집단 T 를 준비하고 반복 지표 m 을 $m=0$ 라고 놓는다. 다음은 Gersho에 의해 제안된 교대적 최적 gain-shape 벡터 양자화(jointly optimized gain-shape VQ) 코드북 작성 알고리즘을 나타낸 것이다.

Step 1 T 의 최적 분할 $R'(C_x(m), C_s(m))$ 을 계산한다.

Step 2 최적 분할 $R^*(C_g(m), C_s(m))$ 에서 shape 코드 벡터의 중심을 다음과 같이 조정한다.

$$\hat{S}_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} \sum_{k \in R_{i,j}} g(X_k) X_k}{\| \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{k \in R_{i,j}} g(X_k) X_k \|} \quad (10)$$

여기서 아래 첨자 $k: X_k \in R_{i,j}$ 는 gain-shape 코드 벡터 (\hat{g}_i, \hat{S}_j) 로 표현되는 분할 $R_{i,j}$ 에 속하는 학습 샘플에 대해서만 덧셈이 수행되어짐을 의미한다. 본 단계에서는 갱신된 shape 코드북 $C_s(m+1)$ 이 얻어진다.

Step 3 T 의 최적 분할 $R^*(C_g(m), G_s(m+1))$ 를 계산한다.

Step 4 최적 분할 $R^*(C_g(m), C_s(m+1))$ 에서 gain 코드 벡터의 중심을 다음과 같이 조정한다.

$$\hat{g}_i = \sum_{j=1}^N \sum_{k \in R_{i,j}} S_j^i X_k \quad (11)$$

본 단계에서는 갱신된 gain 코드북 $C_g(m+1)$ 가 얻어진다.

Step 5 평균 왜곡 $D_{m+1} = d(C_g(m+1), C_s(m+1))$, $R^*(C_g(m+1), C_s(m+1))$ 를 계산한다. 만일 평균 왜곡이 더 이상 변하지 않으면 $(C_g(m+1), C_s(m+1))$, $R^*(C_g(m+1), C_s(m+1))$ 가 최적 gain-shape 코드북이 되며 알고리즘은 종료한다. 아니면, $m = m+1$ 로 놓고 **step 1**으로 간다.

제안한 MS-GS VQ 방법의 한가지 단점은 여러 블록의 존재로 인한 비트 할당 문제의 어려움이다. 본 논문에서는 비트 할당 문제를 간단하게 하기 위해 Li와 Zhang에 의한 heuristic 비트 할당법^[11]을 MSVQ로 확장하여 사용하였다. 부대역 $I_d(i, j)$ 의 s 번째 단계의 픽셀당 비트수(bpp)를 $R_d^s(i, j)$ 라 하자. 여기서 지수 d 는 부대역 level을, 인덱스 쌍 (i, j) 는 주파수 대역을 나타낸다. 그러면, 평균 bpp R 은 다음과 같이 표현된다.

$$R = \sum_{s=1}^S \left[\left(\frac{1}{4} \right)^D R_0^s(0, 0) + \sum_{d=0}^{D-1} \left(\frac{1}{4} \right)^{D-d} (R_d^s(0, 1) + R_d^s(1, 0) + R_d^s(1, 1)) \right] \quad (12)$$

여기서 S 와 D 는 각각 총 단계수, 총 부대역 level수

이다. R 을 좀 더 간단히 하기 위해 다음과 같은 가정을 하였다. 첫 번째, 같은 level의 부대역내 같은 단계는 같은 주파수 대역에 속하므로 같은 비트를 할당한다. 그러면 d 번째 level 부대역내 s 번째 단계의 부대역들 사이의 비트 할당 관계는 다음과 같다.

$$R_d^s(0, 1) = R_d^s(1, 0) = R_d^s(1, 1) \quad (13)$$

두 번째, baseband내 s 번째 단계의 bpp $R_0^s(0, 0)$ 는 다른 주파수 대역의 bpp $R_d^s(i, j)$ 의 α 배이고, d 번째 level 부대역의 s 번째 단계의 bpp $R_d^s(i, j)$ 는 $(d+1)$ 번째 level 부대역의 s 번째 단계의 bpp $R_{d+1}^s(i, j)$ 의 β 배이다. 즉,

$$R_0^s(0, 0) = \alpha R_0^s(i, j), \quad R_d^s(i, j) = \beta R_{d+1}^s(i, j) \quad (14)$$

세 번째, d 번째 level 부대역의 s 번째 단계가 가지는 bpp $R_d^s(i, j)$ 는 같은 level 부대역의 $(s+1)$ 번째 단계가 갖는 bpp $R_d^{s+1}(i, j)$ 의 γ 배이다. 즉,

$$R_d^s(i, j) = \gamma R_d^{s+1}(i, j) \quad (15)$$

이들을 결합하면 전체 대역의 평균 bpp R 은 다음과 같이 나타내어진다.

$$R = \frac{1}{4^D} \beta^{D-1} \left(\frac{1-\gamma^S}{1-\gamma} \right) R_0^{S+1}(i, j) \left(\alpha + 3 \sum_{d=0}^{D-1} \left(\frac{\beta}{\gamma} \right)^d \right) \quad (16)$$

제안한 MS-GS VQ방법의 또 한가지 단점은 여러 블록들의 존재로 인한 최적 코드북의 결정이 어렵다는 것이다. MS-GS VQ에 대해 기존의 단계별(stage-by-stage) 코드북 설계 방법의 적용은 한 벡터를 다 단계 구조상에 순차적으로 부호화를 수행하기 때문에 가장 우수한 코드북 조합을 찾다고 보장할 수 없다. 더욱이, MS-GS VQ내 연속하는 단계들간에 벡터 성분들은 서로 관련이 적기 때문에 연속하는 양자화기들 사이의 코딩 이득은 급격히 감소한다. 그러므로, 여러 개의 양자화기에 고정된 비트를 할당했을 때의 복원된 화상의 화질은 하나의 양자화기에 모든 비트를 할당했을 때의 복원된 화상의 화질보다 못하다. 나아가, 교대적 최적 gain-shape 벡터 양자화(jointly optimized gain-shape VQ) 알고리즘에 의해 얻어진 코드북을

사용한 복원 화상의 화질은 코드북의 초기화에 영향을 크게 받고, 또 descent 탐색에 의한 국부해 문제를 피할 수 없다. 이러한 단점들을 극복하기 위해 유전 알고리즘을 사용하여 MS-GS VQ의 최적 코드북 설계하는 방안을 제시한다.

III. 유전 알고리즘을 사용한 최적 코드북 설계

GA^[12]는 자연계의 적자 생존과 유전현상을 모방한 선택과 재생 연산을 사용하는 해집단근거 반복적 적을 알고리즘의 일종으로 탐색, 최적화 그리고 기계 학습에서 매우 유용한 방법으로 판명되었다^[13]. 유전 알고리즘은 해결하고자 하는 문제를 간단한 해개체 형태의 자료 구조로 표현하고, 여기에 유전 연산자를 적용하여 얻어지는 새로운 해를 점차 최적해로 접근하도록 한다. GA의 동작 과정은 다음과 같다. N 개의 해개체로 구성된 해집단을 P 라고 한다. 무작위로 생성된 초기 해집단을 $P(0)$ 라 하고 시간 t 의 해집단을 $P(t)$ 라 한다. $P(t)$ 에 유전 연산(재생, 교차, 변이)을 적용하여 새로운 해집단 $P(t+1)$ 를 얻는다. $P(t+1)$ 에서의 각 해개체들은 시간 t 에서의 목적 함수값에 비례하여 재생된 것들이다. 교차는 두 해개체를 임의의 위치에서 절단하고, 첫 번째 해개체의 일부분이 다른 하나의 해개체로 옮기는 등의 방법으로 유전 물질을 서로 교환하여 재결합한다. 변이는 임의로 선택된 유전자의 값의 일부를 변경한다. GA의 전체적 효과는 더 높은 목적 함수값을 갖는 더 나은 해를 갖도록 새로운 해집단을 생성해 나가는 것이다. 그림 4는 GA의 동작 과정을 pseudo-code로 표현한 것이다.

제안한 벡터 양자화 방법은 3 단계의 분할로 구성된 계층적 구조를 갖는다. 즉 부대역 (level 1), 다단 분할 (level 2), 그리고 gain-shape 성분 분할 (level 3)이 그것이다. 그러므로, 화상을 S 단계의 D 부대역 level로 분할할 경우 전체 $2 \times (3 \times (D-1) + 1) \times S$ 블록이 만들어진다. 이것은 최적 코드북 설계를 위해 모든 블록들에 GA를 적용한다면 처리 시간의 요구량이 매우 커진다는 것을 의미한다. 따라서, 중요한 화상 정보를 가진 일부 블록에만 GA를 적용한다. 나아가, MSVQ의 사용은 각 단의 코드북 크기감소로 인해 GA의 적용을 더욱 유리하게 한다. 코드북 설계시 사용되는 GA 연산은 세 계층에 걸쳐 비슷하게 사용되므로 본 논문에서

는 주로 gain-shape 코드북 설계에 적용되는 GA의 표현과 연산에 대해 설명한다. 물론, 특정 level에만 해당하는 몇 가지 특징은 따로 설명된다.

```

Begin
  t=0;
  Initialize P(t);
  Evaluate structures in P(t-1);
  While  $\neg$ (stop_condition) do
    Begin
      t=t+1;
      Select P(t) from P(t-1);
      Recombine structures in P(t);
      Evaluate structures in P(t);
    End
  End

```

그림 4. GA의 일반적 동작 과정
Fig. 4. A general procedure of GA.

1. 해개체 표현

먼저, 앞서의 heuristic 비트 할당법에 의해 전체 bpp R 을 만족하도록 모든 부대역내 각 단계들에 bpp를 결정한다. 각 단계의 벡터는 gain과 shape 성분으로 다시 나누어지기 때문에, gain과 shape 성분에 할당되는 bpp도 결정해야 한다. $R_g^s(i, j)_g$ 와 $R_g^s(i, j)_s$ 를 각각 d 번째 level의 부대역내 (i, j) 번째 주파수 대역에서 s 번째 단계의 gain과 shape에 할당된 bpp라 한다. 따라서, 두 성분의 bpp 합은 $R_g^s(i, j)_g + R_g^s(i, j)_s$ 로서 $R_g^s(i, j)$ 와 같다. 여기서 $\lceil R_g^s(i, j)_g \rceil = m$ 이고 $\lceil R_g^s(i, j)_s \rceil = n$ 라면, gain과 shape성분의 코드북 크기는 각각 2^m , 2^n 이다. d 번째 level 부대역내 (i, j) 번째 주파수 대역의 s 번째 단계의 gain-shape 코드북을 위한 해개체는 2^m 개의 gain 코드 워드 $C_g^s(i, j)_g = \{g_1, g_2, \dots, g_{2^m}\}$ 와 2^n 개의 shape 코드 벡터 $C_g^s(i, j)_s = \{S_1, S_2, \dots, S_{2^n}\}$ 의 나열로 표현된다. 여기서, shape 코드 벡터가 k 차원이라면 해개체 $C_g^s(i, j)$ 의 전체 크기는 $w^m + k \cdot 2^n$ 이다. 예를 들어, gain과 shape 성분의 bpp($R_g^s(0, 0)_g$, $R_g^s(0, 0)_s$)가 각각 4, 4이고 shape 코드 벡터가 2차원이라면 해개체는 $2^4 + 2 \cdot 2^4$ 개의 실수로 구성된다. MS-GS VQ에서 같은 부대역 level의 여러 단계들이 동시에 진화된다면 그 해개체는 $\{C_g^s(i, j), C_g^s(i, j), \dots, C_g^s(i, j)\}$ 와 같이 개개의 해개체들

의 나열 형태로 표현된다. 여기서, $C_s^d(i, j)$ 는 d 번째 level 부대역의 (i, j) 번째 주파수 대역의 s 번째 단계의 gain-shape 코드북의 해개체이다.

2. 초기 해집단 결정

초기 해집단의 결정은 GA의 수렴 속도나 얻어진 코드북의 성능을 결정하는데 많은 영향을 끼치므로 선택에 신중을 기해야 한다. 본 연구에서는 다음과 같은 초기화 방법을 사용한다. 초기 해집단의 해개체 $C_s^d(i, j)$ 의 gain 코드 워드는 먼저 양자화 레벨을 균일하게 발생시킨 다음, 두 개의 인접하는 두 구간 내의 임의의 값을 난수 발생시켜 얻는다. 따라서, 한 해개체 내 l 번째 gain 코드 워드는 $g_l = q_l + \text{random}\left[-\frac{q_l - q_{l-1}}{2}, -\frac{q_{l+1} - q_l}{2}\right]$ 이 된다. 여기서 g_l 과 q_l 은 각각 l 번째 gain 코드 워드, 균일 양자화기의 l 번째 양자화 레벨이고, $\text{random}[a, b]$ 는 구간 a 와 b 사이의 난수이다. Gain 코드북 크기가 2^m 인 경우 위의 연산을 2^m 번 반복하여 초기 gain 코드북을 얻는다.

해집단내 shape 코드 벡터에 대응하는 해개체 $C_s^d(i, j)$ 의 초기값은 될 수 있는 대로 입력 벡터공간을 골고루 최대한으로 포함하기 위해 피라미드 벡터 양자화(PVQ)^[14] 방법을 사용하여 얻었다. PVQ는 입력 벡터를 $\sum_{i=1}^k |x_i| = r$ 로 정의되는 k 차원의 피라미드 표면상의 영역에 대응시키는 격자형 VQ 방법의 일종이다. 여기서 x_i 는 정수이고 r 은 피라미드 반경이다. 피라미드상의 격자점들은 shape 코드북내의 코드 벡터를 형성한다. 얻어진 격자 코드 벡터 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 는 shape 코드 벡터가 만족해야 하는 정규화 조건 $\sum_{i=1}^k x_i^2 = 1$ 을 만족하지 않으므로 X 의 각 성분을 $\sqrt{\frac{1}{r}}$ 에 의해 정규화해야 한다.

T. R. Fisher^[14]는 $\{0, 1, \dots, N(k, r)\}$ 에 속하는 정수를 피라미드상의 각 격자점에 유일하게 대응시키는 매우 유용한 열거 알고리즘을 제시하였다. 이 알고리즘은 각 인덱스를 bpp가 R 인 경우 $R \cdot k$ bit를 갖는 이진 수열로 나타내며, 피라미드 반경 r 은 $N(k, r) \leq 2^{R \cdot k}$ 를 만족하는 값 가운데 가장 큰 것이다. 여기서, $N(k, r)$ 은 피라미드 표면 $S(k, r)$ 상의 격자점의 개수이고 $N(k, r) = N \cdot (k-1, r) + N \cdot (k-1, r-1) + N \cdot (k, r-1)$, $k \geq 2, r \geq 2$ 의 재귀 공식에 의해 구해진다. 초기 해집단은 위의 연산을 해집단 크기인 N_b 번 반복함으로써 얻

어진다. MS-GS VQ의 다단 코드북들을 동시에 진화시킬 때는 이상의 초기 해집단 생성 과정을 모든 단계에 걸쳐 수행한다.

3. 목적 함수

각 해개체에 의해 정의된 한 쌍의 gain과 shape 코드북은 원 벡터 X_i 에 대한 재생된 벡터 \hat{X}_i 를 생성시킨다. 학습 집단 T 에 대한 평균 왜곡 D 는 다음과 같이 정의된다.

$$D = \frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_T} d(X_i, \hat{X}_i) \\ = \frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^k (x_{i,j} - \hat{x}_{i,j})^2 \quad (17)$$

여기서 $x_{i,j}$ 와 $\hat{x}_{i,j}$ 는 각각 i 번째 학습 및 재생 벡터의 j 번째 성분이고, N_T 는 학습 벡터의 개수이고 k 는 학습 벡터의 크기이다. GA의 코드북 설계를 위한 목적 함수 F 는 $F = \frac{1}{1+D}$ 로 정의되는데, 이러한 정의는 왜곡이 적을수록 목적 함수값이 커진다는 점에서 목적 함수의 대한 일반적인 이해와 일치한다. 목적 함수값이 큰 해개체는 평균 왜곡이 작아지므로 그 해개체에 대응하는 코드북이 벡터들을 잘 분할하였음을 의미한다는 점에서, 목적 함수는 주어진 코드북 하에서 최적인 코더를 위한 필요 조건으로 동작한다고 볼 수 있다. MS-GS VQ의 여러 단계의 gain-shape 코드북들을 동시에 전개하는 경우, 다단 VQ의 왜곡은 마지막 단계의 그것과 같으므로 마지막 단계의 왜곡만을 고려한다.

4. 유전 연산

주어진 블록에 대한 최적의 코드북 발생을 위한 유전적 진화는 다음에 의해 설명된 적절한 유전 연산에 의해 이루어진다.

1) 재생

해개체들을 재생하기 위해 여러 선택 방법들을 혼합하여 사용한다. 먼저 최고해 선택(elitism) 방식에 의해 목적 함수값이 가장 큰 해개체는 그대로 다음 세대에 전달된다. 두 번째 선택 방법은 k -토너먼트^[17] 방법을 수정하여 사용하였다. 이 방법은 목적 함수값이 큰 해개체들로부터 임의로 k 개를 선택한 후, 이들 가운데 가장 큰 목적 함수값을 갖는 해개체를 선택한다. 위의 과정을 반복 적용하여 얻어진 두 코드북 해개체 C' 와 C'' 에 대해 다음에 설명할 교차와 변이를 적용하여 새로운 해개체 C 를 생성한다. 목적 함수값이 작은 해개체

들로부터 임의로 k 개를 선택한 후, 이들 가운데 가장 작은 목적 함수값을 갖는 해개체 C 는 새로운 해개체 C' 에 의해 교체된다. 위의 재생 과정을 $pselect \times |P|$ (여기서 $|P|$ 는 해집단의 크기)만큼 반복한다. 마지막으로, 해집단의 나머지 부분은 목적 함수값이 큰 순서로 복사하여 채운다. 그림 5는 위의 세 가지 재생 방법을 혼합한 hybrid 재생 방법을 보인 것이다.

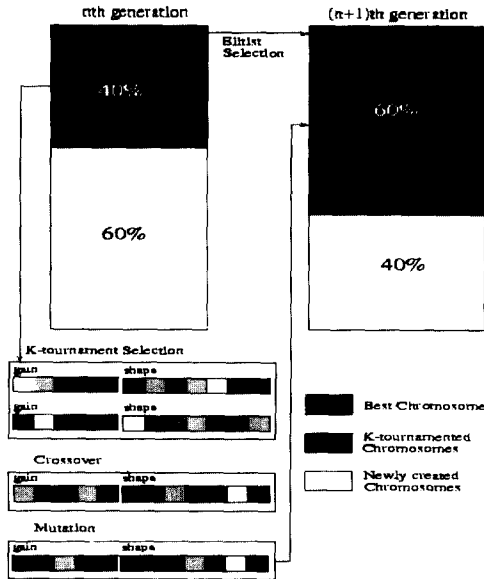


그림 5. 혼합 재생 연산 예
Fig. 5. An illustrative hybrid reproduction scheme.

2) 교차

선택된 해개체 C 와 C' 간의 교차는 다음과 같이 이루어진다. 먼저, 선택된 두 개의 해개체의 gain과 shape 벡터들을 다음과 같은 방법에 의해 정렬한다. Gain 코드 워드는 크기 순서로 정렬하고 shape 코드 벡터들은 코드북 C 내의 각 코드 벡터와 가장 가까운 C' 내의 코드 벡터를 찾아 이들을 서로 대응시킨다. 새로운 해개체 C 의 i 번째 코드 벡터들은 두 해개체의 i 번째 gain과 shape vector들을 병합하면서 생기는 병합 오차 $ME_c(i)$ 가 최소화되도록 결정한다. 병합 오차 $ME_c(i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$ME_c(i) = \frac{N'_i N_i}{N'_i + N_i} \|X'_i - X_i\|^2 \quad (18)$$

여기서, N'_i 와 N_i 는 각각 C' 와 C 의 i 번째 코드 벡터에 포함되는 학습 벡터의 개수이다. 따라서, 새로운

해개체 C 의 i 번째 gain과 shape 코드북은 다음과 같은 무게 중심에 의해 구해진다.

$$g_i = \frac{N'_i \check{g}_i + N_i \check{g}'_i}{N'_i + N_i} \quad (19)$$

$$s_i = \sqrt{\frac{N'_i \check{S}_i^2 + N_i \check{S}'_i{}^2}{N'_i + N_i}}$$

위 연산은 P_c 의 확률로 선택된 두 코드북의 전체 코드 벡터에 대해 적용한다. 새로 얻어진 코드 벡터들은 단지 포함된 학습 벡터의 개수에 의해 가중치가 고려된 가중 산술 평균이다. 이런 점에서 교차 연산은 주어진 영역 분할 하에서 최적 디코더를 위한 필요 조건으로 동작한다고 볼 수 있다.

3) 돌연변이

새로 얻어진 해개체 C 에 대한 돌연 변이는 다음과 같이 이루어진다. 먼저, 한 gain-shape 코드북 (\check{g}, \check{S}) 이 해집단으로부터 P_m 의 확률로 무작위로 선택된다. 두 번째, 선택된 gain-shape 코드북에서 임의로 선택한 일부 코드 벡터들을 다음과 같이 변이시킨다. 변이된 gain-shape 코드 벡터들 중 하나를 \check{g}_i 와 $\check{S}_i = \{\check{s}_{i,1}, \check{s}_{i,2}, \dots, \check{s}_{i,k}\}$ (여기서 $\check{s}_{i,k}$ 는 shape 벡터 \check{S}_i 의 k 번째 성분)라고 하면 이들 코드 벡터 값들은 다음과 같이 바뀐다.

$$\check{g}_i = random[\check{g}_{i-1}, \check{g}_{i+1}] \quad (20)$$

$$\check{s}_{i,l} = random[0,1], \text{ for } l=1, 2, \dots, k$$

여기서 $random[a,b]$ 는 구간 a 와 b 사이의 임의의 난수이다. 돌연 변이된 코드 벡터 \check{S}_i 는 정규화 조건 $\|\check{S}_i\|=1$ 을 위반하므로 $\check{s}_{i,l} = \frac{\check{s}_{i,l}}{\|\check{S}_i\|}$, ($l=1, 2, \dots, k$)에 의해 재스케일링 되어진다.

IV. 실험 결과

제안된 MS-GS VQ 방법을 화상 압축에 적용하고 이 방법의 화상 복원 능력과 전송 오류 강인성을 BER에 대한 PSNR(Peak Signal-Noise Ratio)에 의해 다른 VQ 방법과 비교한다. 나아가, GA-based 코드북과 GLA-based 코드북의 성능을 평균 왜곡으로 비교한다. 실험은 8bpp의 512×512 화소들로 구성된 0 "Lena"와 "Mandrill"의 두 화상을 이용하여 수행하였다. 실험 조건은 다음과 같다.

표 1. 분할과 복원에 쓰이는 LPF 계수
Table 1. LPF coefficients for decomposition and reconstruction.

$h_0(n)$		Reconstruction $h_1(n)$	
$h_0(-2)$	-0.125		
$h_0(-1)$	0.25	$h_1(-1)$	0.25
$h_0(0)$	0.75	$h_1(0)$	0.5
$h_0(1)$	0.25	$h_0(1)$	0.25
$h_0(2)$	-0.125		

모든 실험에서 전체 평균 비트율 R 은 0.25로 하였다. 각 화상은 표 1에 보인 필터 계수를 사용한 bi-orthogonal 웨이브렛 변환에 의해 3 level 부대역(10 부대역)으로 분할된다. 부대역 $I_2(0,1), I_2(1,0), I_2(1,1)$ 은 시각적으로 중요한 정보가 아니기 때문에 무시하고 전송하지 않았다. 이 대역들의 비전송은 복원된 화질의 열화를 그리 크게 하지 않으면서 계산의 복잡도를 크게 낮춘다. 두 번째 level 부대역 $I_1(0,1), I_1(1,0), I_1(1,1)$ 은 벡터 양자화(벡터 크기 $k=16$)되고 그 코드북들은 GLA 방법으로 얻었다. 두 가지의 VQ 방법(GS VQ, MS-GS VQ)과 두 가지의 코드북 설계 방법(jointly optimized 코드북 설계(OPT)와 GA-based 코드북 설계(GA))이 비교되었기 때문에, 다음과 같은 4가지 조합의 실험이 가능하다: 실험 1: GS VQ + OPT, 실험 2: GS VQ + GA, 실험 3: MS-GS VQ + OPT, 그리고 실험 4: MS-GS VQ + GA. 다음 그림 6은 실험에서 사용한 전체 인코딩과 디코딩 과정을 나타낸 것이다.

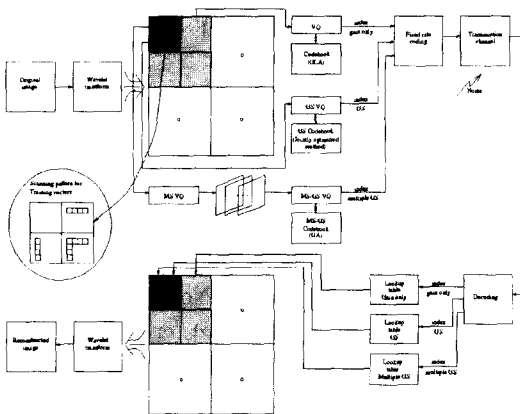


그림 6. 전체 시뮬레이션 과정
Fig. 6. Overall simulation procedure.

GA를 이용한 코드북 결정을 위해서는 많은 학습 벡터 집합이 필요하다. 각 블록의 웨이브렛 계수들이 갖는 coherence 특성을 잘 반영하는 학습 벡터들의 집합을 선택하였다. 예를 들어, 주파수 대역 (0,1)에서는 많은 수평 방향 에지를 포함하므로 수평 방향의 계수들을 한 벡터로 취한다. 비슷하게, 주파수 대역 (1,0)에서는 수직 방향의 계수들을 한 벡터로 취한다. 주파수 대역 (1,1)에서는 대각선 방향의 에지를 많이 포함하므로 수평과 수직 양 방향의 계수들을 한 벡터로 취한다. 위 그림 5에 각 대역별로 사용한 학습 벡터들의 형성 패턴이 나타나 있다.

각 블록의 벡터 차원은 heuristic한 방법으로 결정하였다. 높은 주파수 대역의 벡터 성분들은 비교적 독립적이기 때문에 더 큰 벡터 차원을 갖는다. 각 블록에 할당되는 비트율은 3장에서 설명한 heuristic 비트 할당법에 의해 정하여졌다. 표 2는 실험에서 사용한 각 대역별 bpp R , 벡터 차원 k , gain과 shape 성분에 할당된 비트수를 나타낸다.

표 2. 대역별 bpp, 벡터 크기와 bit 할당
Table 2. Bpp, vector dimension and bit allocation of each block.

	실험 1 / 실험 2			실험 3 / 실험 4		
	R	k	(g, S)	R	k	(g, S)
$I_0^h(0,0)$	6	2	(6,6)	4	2	(4,4)
$I_0^v(0,0)$	-	-	-	2	2	(2,2)
$I_0(0,1)$	2	4	(3,5)	2	4	(3,5)
$I_0(1,0)$	2	4	(3,5)	2	4	(3,5)
$I_0(1,1)$	2	4	(3,5)	2	4	(3,5)
$I_1(0,1)$	0.5	16	(3,5)	0.5	16	(3,5)
$I_1(1,0)$	0.5	16	(3,5)	0.5	16	(3,5)
$I_1(1,1)$	0.5	16	(3,5)	0.5	16	(3,5)
$I_2(0,1)$						
$I_2(1,0)$	0	0	(0,0)	0	0	(0,0)
$I_2(1,1)$						

1. 복원 화질 특성

먼저, 복원된 화상의 화질을 4가지 다른 인코딩 방법들에 대해 비교한다. 앞서 설명한 4가지 실험들을 각각 OPT, GA, MS-OPT, MS-GA라고 표기하기로 한다. 실험 2와 실험 4에서 최적 코드북을 결정하기 위해 유전 알고리즘이 사용된다. 다음 표 3은 사용된 GA의

실행 파라미터들을 요약한 것이다. 이 파라미터들은 여러 실험을 통해 실험적으로 결정되었다.

표 3. GA의 실행 파라미터
Table 3. GA parameters used in the simulation.

	GA(실험 2)	MS-GA(실험 4)
No. of generations	1,000	2,000
population size	100	200
chromosome size	$2^3 \sim 2^8$	2^{12}
No. of k -tournaments	3~5	5~7
pselect	0.6	0.5
P_c	0.9	0.95
P_m	0.1, ~0.2	0.3

그림 7은 부대역 $I_0(0,1)$ 의 코드북이 학습될 때 반복 횟수에 따른 목적 함수값의 진화 곡선을 보인다. 이 경우 왜곡은 학습 벡터와 현재의 gain-shape 코드북으로부터 복원된 벡터사이의 평균 자승 오차를 사용하였으며, 따라서 각 gain-shape 코드북에 대응하는 해개체의 목적 함수값은 $F = \frac{1}{1+D}$ 로 계산된다. 그림 7에서, 수직 축에 나타난 목적 함수값은 상위 30%에 속하는 해개체들의 목적 함수값들의 평균으로 50세대만에 최종 목적 함수값의 약 95%에 달함을 알 수 있다.

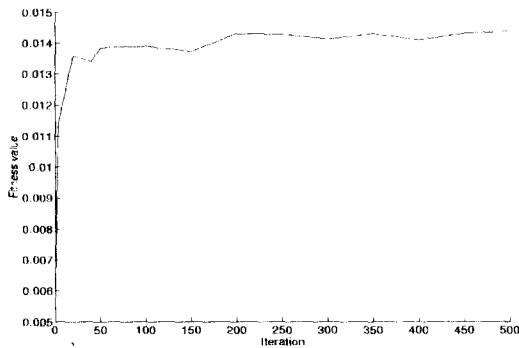


그림 7. 목적 함수값의 진화 곡선
Fig. 7. Evolution curve of fitness function.

전송 오류가 없다는 전제하에 모든 부대역들에 대해서 원래의 웨이브렛 계수와 복원된 웨이브렛 계수사이의 평균 자승 오차가 어떻게 다른지 비교한다. 여기서, 복원된 웨이브렛 계수들은 앞서 설명한 4가지 실험에서 결정된 코드북으로부터 계산되었다. 표 4는 4가지 실험들의 비교 결과이다. MS-GS VQ의 첫 번째 단

$I_0(0,0)$ 에서 GA-based 설계 방법으로 얻어진 코드북(MSE = 29.11)이 OPT 방법의 코드북(MSE = 31.58)보다 더 작은 평균 자승 오차를 보임을 알 수 있다.

표 4. 각기 다른 실험에 대한 대역별 평균 자승 오차
Table 4. Each subband's MSE for four different VQ methods.

Subband	OPT	GA	MS-OPT	MS-GA
$I_0(0,0)$	2.28	2.10	31.54	29.11
$I_0(0,1)$	-	-	5.18	5.11
$I_0(1,0)$	46.05	43.65	46.05	43.65
$I_0(1,1)$	54.32	54.10	54.32	54.10
$I_1(0,1)$	29.52	29.37	29.52	29.37
$I_1(1,0)$	564.23	564.23	564.23	564.23
$I_1(1,1)$	793.33	793.33	793.33	793.33
$I_2(0,1)$	203.33	203.33	203.33	203.33
$I_2(1,0)$	∞			
$I_2(1,1)$	∞			

전송 오류가 없다는 전제하에, 화상 "Lena"와 "Mandrill"의 원래 화상과 복원된 화상간의 평균 왜곡을 비교한다. 그림 8에서, "Mandrill"화상의 왜곡이 "Lena"보다 훨씬 심한 것을 알 수 있다. 이것은 "Mandrill"이 섬세하고 가는 texture 성분을 아주 많이 포함하기 있기 때문이다. 단일 VQ보다 다단 VQ의 경우 복원된 화질의 열화 정도가 더 크고 OPT보다 GA가 더 나은 화질을 복원함을 알 수 있다.

다음은 복원된 화상에 비트 할당이 주는 영향을 조사하여 보았다. 이 실험에서, 베이스 대역 $I_0(0,0)$ 의 gain과 shape에 대한 비트 할당을 각각 (4,4), (4,4)+(2,2), (6,6)의 세 가지를 고려하였다. 여기서, (4,4)+(2,2)는 다단 양자화의 경우 두 단을 각각 (4,4)와 (2,2)으로 할당한 것을 의미한다. 그림 9는 부대역 $I_0(0,0)$, $I_0(0,1)$, $I_0(1,0)$, $I_0(1,1)$ 에 GA를 사용하고 다른 부대역에 OPT 방법을 사용하여 얻은 코드북들로부터 복원된 화상을 보인다. 그림 9에 보인 네 화상은 각각 다음과 같은 비트 할당을 적용한 것이다 (좌상: 원 화상, 우상: (4,4), 좌하: (4,4)+(2,2), 우하: (6,6)). 주관적 시각 판단으로 보아서, (4,4)인 경우 화질의 열

화가 비교적 큰 것을 알 수 있고 다른 두 화상은 원 화상과 구분이 힘들다.

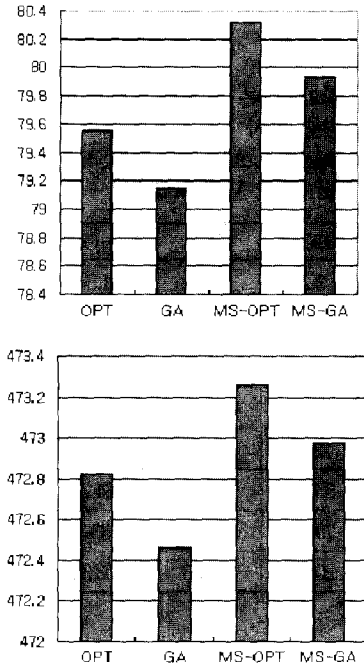


그림 8. 각기 다른 실험들 사이의 평균 왜곡(위: Lena 화상, 아래: Mandrill 화상)

Fig. 8. Average distortion among different VQs (Top: Lena image, Bottom: Mandrill image).



그림 9. 서로 다른 비트 할당을 갖는 재생 화상들
Fig. 9. Reconstructed images with different bit allocations.

2. 전송 오류 특성

설명한 실험 1을 다음과 같은 조건하에서 수행하였

다 : (1) gain 인덱스만, (2) shape 인덱스만 (3) gain 과 shape 인덱스 모두 전송 오류를 갖는다고 가정한다. 그림 10은 위의 세 가지 상황아래 여러 BER에 대한 PSNR을 나타낸 것이다. 예상했던 대로 세 번째의 경우 모든 BER에 대해서 가장 작은 PSNR을 나타낸다. 나아가, gain 인덱스에 발생한 전송 오류에 의한 화질의 열화가 shape 인덱스에 발생한 전송 오류에 의한 화질의 열화보다 보다 더 크게 나타난다. shape 인덱스의 오차는 벡터의 정규화 값을 변형시키므로 원래의 값과 차이가 그리 크지 않는 경우가 많다. 반면, gain index의 오차는 벡터의 scale을 변형시키고, 실제 gain의 범위가 넓기 때문에 변형된 벡터의 값을 예측할 수 없다.

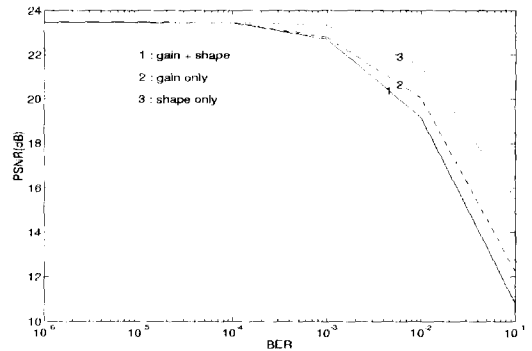


그림 10. GS VQ의 오차 특성
Fig. 10. Error characteristic of GS VQ.

다음은 4가지 다른 양자화 방법들간의 전송 오류 특성을 비교한다. 이를 위해, gain과 shape 인덱스에 여러 BER (10⁻⁶ ~ 10⁻¹)을 갖는 전송 오류를 의도적으로 삽입하였다. 그림 11은 여러 BER 조건에서 4가지 다른 VQ 방법들의 PSNR을 나타낸다. 이 그림으로부터 (1) 코드북 크기는 같지만 OPT 방법에 의한 코드북보다 GA에 의해 얻어진 코드북이 전송 오류에 더 강인하고, (2) 다단 GS VQ가 단일 GS VQ보다 상당한 PSNR의 개선을 보임(+1dB 이상)을 알 수 있다. MS-GS VQ의 또다른 이점은 비교적 적은 코드북 크기로 인하여 최적 코드북을 구하는데 요구되는 시간이 적게 걸리므로 반복 연산의 일종인 유전 알고리즘을 적용하기에 유리하다는 점이다.

그림 12는 BER이 10⁻²일 때 4가지 다른 VQ 방법에 대한 복원 화상을 비교한 것이다. 다단 GA VQ의 경우 사용한 단 수는 2이다. 아래 4개의 그림은 각각

다음과 같이 서로 다른 VQ 방법에 대응한다(좌상: GS VQ + OPT, 우상: GS VQ + GA, 좌하: MS-GS VQ + OPT, 우하: MS-GS VQ + GA). 주관적 시각 판단으로 보아서, 2단계 VQ가 단일 VQ보다 더 오류에 강인하며, GA에 의해 얻어진 코드북에 의해 복원된 화질이 OPT에 의해 얻어진 코드북에 의해 복원된 화질이 더 우수하다. 우하의 MS-GS VQ + GA에 의한 화상의 화질이 가장 뛰어난 것을 알 수 있는데, 이러한 판단은 앞의 전송 오류 특성 곡선과 일치함을 확인시켜 준다.

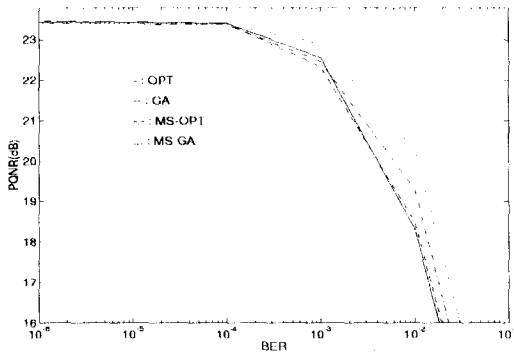


그림 11. 네 가지 VQ의 오차 특성
Fig. 11. Error characteristic among different VQs.



그림 12. 재생된 화상들 (오차율=10⁻²)
Fig. 12. Reconstructed images (BER=10⁻²).

다음으로는 높은 BER에서 다단 VQ가 오류에 얼마나 강한 특성을 보이는가에 관한 실험이다. 단일 GS와 2단 GS VQ 방법을 BER이 10⁻²와 10⁻³인 경우 "Lena"와 "Mandrill"의 두 화상을 이용하여 전송 오류 특성을 비교하였다. 그림 13과 그림 14는 주어진

BER에서의 복원된 화상을 보인다. 여기서 네 개의 화상은 각각 다음 네 가지의 실험 조건에 대응한다 (좌상: GS VQ, BER = 10⁻³, 우상: 2단계 GS VQ, BER = 10⁻³, 좌하: GS VQ, BER = 10⁻², 우하: 2단계 GS VQ, BER = 10⁻²). 주관적 시각 판단 시각적으로 보아서, 2단 GS VQ를 사용한 경우의 복원된 화상이 단일 GS VQ를 사용하여 복원된 화상보다 훨씬 더 전송 오류에 더 강함을 알 수 있다.



그림 13. 오차 강인성 비교(Lena 화상)
Fig. 13. Comparison of error-resiliency.



그림 14. 오차 강인성 비교(Mandrill 화상)
Fig. 14. Comparison of error-resiliency.

마지막으로, 원 화상이 전송 오류에 의해 얼마나 열화되었는지를 실험하였다. 이를 위해 BER이 10⁻⁴~10⁻²범위에서 변할 때 2단 GS VQ에 의해 재생된 "Lena"와 "Mandrill" 화상을 서로 비교하였다. 그림 15와 16은 각각 주어진 BER에서 복원된 "Lena"와 "Mandrill" 화상을 나타낸 것이다. 이 그림에서 보인

네 가지 화상들은 각각 다음과 같은 4가지 BER에 대응한다 (좌상: 원 화상, 우상: BER = 10^{-2} , 좌하: BER = 10^{-3} , 우하: BER = 10^{-4}). 주관적 시각 판단 시각적으로 보아서, BER이 매우 높은 10^{-3} 일 때에도 재생 화상과 원 화상은 매우 유사함을 알 수 있다.



그림 15. 재생 화상 (Lena 화상)
Fig. 15. Reconstructed image.

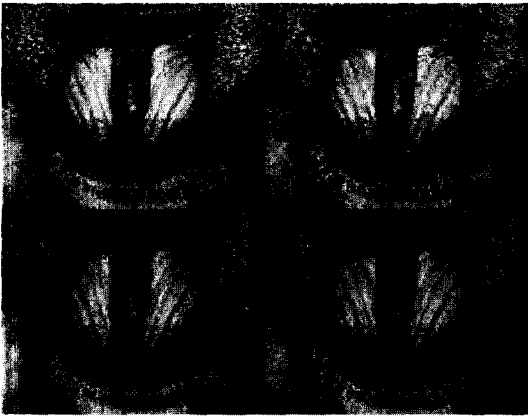


그림 16. 재생 화상(Mandril 화상)
Fig. 16. Reconstructed image.

V. 결 론

본 논문은 무선 환경에서의 화상 압축에 아주 유용하다고 생각되는 새로운 벡터 양자화 방법을 제시하였다. 무선 통신은 전송 오류가 매우 돌발적으로 일어나며 BER이 아주 높기 때문에, 화상 코딩 방법은 전송 오류에 강인할 뿐 아니라 전송 오류의 영향이 국지적으로 일어나야 한다. 이러한 요구 조건을 만족하기 위해, 화상 정보를 계층적으로 많은 블럭들로 분할하는

MS-GS VQ 방법을 제안하였다. 원 화상은 여러 부대역 화상들로 분할하고, 그 각 부대역은 MSVQ에 의해 여러 단으로 나뉘어지고, 각 단은 다시 gain과 shape 성분으로 나뉘어진다. 이러한 3 단계로 분할된 화상 코딩 방법이 전송 오류에 아주 강하여서 돌발적이고 높은 BER(10^{-2})환경에서도 PSNR가 최소한 1dB이상 증가되는 것을 실험적으로 증명하였다.

나아가, 유전 알고리즘을 사용하여 복원된 화상의 화질을 개선하였다. 기존의 GLA 코드북 설계 방법은 steepest descent 탐색 알고리즘의 하나로서 국부해 문제를 피할 수 없고 얻어진 코드북의 복원 능력이 사용한 초기값에 매우 의존적이다. 유전 알고리즘은 내재적 병렬성(implicit parallelism)의 존재로 인해 전체적인(global) 최적해를 찾을 가능성이 크다. 유전 알고리즘이 MSE의 관점에서 최적 벡터 양자화기의 존재를 위한 두 가지 필요 조건을 만족한다는 것을 다음과 같이 보였다: (1) 목적 함수값이 큰 해개체는 평균 왜곡이 작아지므로 그 해개체에 대응하는 코드북이 벡터들을 잘 분할하였음을 의미한다는 점에서, 목적 함수는 주어진 코드북 최적 인코더를 위한 필요 조건으로 작용한다. (2) 교차에 의해 새로 얻어진 코드 벡터들은 단지 포함된 학습 벡터의 개수에 의해 가중치가 고려된 가중 산술 평균이다. 이런 점에서 교차 연산은 주어진 영역 분할 하에서 최적 디코더를 위한 필요 조건으로 작용한다. 결론적으로, 제안한 MS-GS VQ방법과 GA에 기반한 코드북 설계의 조합은 돌발적이고 BER이 높은 무선 환경에서의 화상 압축에 매우 효과적임을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] T. H. Meng, B. M. Gordon, E. K. Tsern, and A. C. Hung, "Portable video-on-Demanlin wireless communication," *IEEE Proceeding*, 1995.
- [2] M. J. Sabin and R. M. Gray, "Product code vector quantizers for waveform and voice coding," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 32, no. 3, pp. 474-488, 1984.
- [3] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gary, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Transaction on Communication*, vol.

- 28, no. 1, pp. 84-95, 1980.
- [4] S. G. Mallat, "A theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July 1989.
- [5] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Transactions on Image Processing*, no. 2, 1992.
- [6] N. M. Nasrabadi and R. A. King, "Image coding using vector quantization: A Review," *IEEE Transaction on Communication*, vol. 36, no. 8, 1988.
- [7] S. P. Lloyd, "Least squared quantization in PCM," *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 28, pp. 127-135, 1982.
- [8] B. H. Juang and A. H. Gray, Jr, "Multiple Stage Vector Quantization for Speech Coding," *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 1, pp. 597-600, Paris, 1982.
- [9] E. S. Jang and N. M. Nasrabadi, "Subband coding with multistage VQ for wireless image communication," *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 5, pp. 247-253, 1995
- [10] A. Gersho and R. M. Gray, "Vector quantization and signal compression," *Kluwer Academic Publishers*, 1992.
- [11] W. Li and Y. Zhang, "A study of vector transform coding of subband-decomposed images," *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 4, pp. 383-391, 1994.
- [12] J. H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems," *University of Michigan Press*, 1975.
- [13] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," *Addison Wesley Press*, 1989.
- [14] T. R. Fischer, "A pyramid vector quantizer," *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 32, pp. 568-583, 1986.
- [15] David E. Goldberg and Kalyanmoy Deb, "A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms," Ed. Gregory J. E Rawlins, *Fundamental of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publisher, pp. 69-93, 1991.

— 저 자 소 개 —

金 大 鎮(正會員) 第 33卷 B編 第 10號 參照

현재 동아대학교 컴퓨터공학과 조교
수



安 旋 何(正會員)

1996년 2월 동아대학교 컴퓨터공학과(공학사), 현재 동아대학교 컴퓨터공학과 석사과정, 주관심 분야는 신호처리, VLSI/ASIC, 소프트웨어 공학