

벡터 양자기

李商郁, 金東植

(正會員)
서울大學校 工科大學 制御計測工學科

I. 서 론

디지털 통신 기술은 19세기부터 정보 전송이라는 측면에서 꾸준히 발전되어 왔다. 음성 정보 외에 디지털 영상 정보의 전송은 1920년대부터 시도되었으며 1970년대 이후 다각화된 정보시대에 있어서 영상 신호의 전송은 필수불가결한 것이 되었다.^[1] 디지털 영상 정보의 전송이 일반 아날로그 영상 신호보다 주위의 잡음에 강하다는 등 여러가지 잇점 때문에 디지털 영상정보를 저장하고, 처리하여 전송할 필요성이 요구되었으며 종래에 사용되고 있던 전송로를 효율적으로 이용하여 방대한 양의 디지털 영상정보를 보내기 위한 디지털 영상감축 (image data compression) 및 코딩 (coding) 기법이 종합정보통신망 (integrated service digital network : ISDN), 영상 회의 (teleconference) 등의 분야에서 활발히 연구, 개발되어 왔다.^[1, 2, 3, 4, 5]

아나로그 영상으로부터 디지털 영상을 얻기 위해서는 공간 영역에서의 표본화 (sampling) 과정과 밝기의 양자화 (quantization) 과정이 필요하다.^[1, 2, 3] 그러나 일반적으로 많이 사용되는 영상의 구성은 256 × 256개의 화소 구성에 화소당 8 bit가 소요되는데, 이때 총 데이터량은 524,288 bit가 된다. 또한 이러한 영상데이터를 실시간으로 1/30초마다 한장씩 보낸다고 하면 데이터의 전송률은 약 20MBPS (mega bits per sec) 가 된다. 이러한 방대한 양의 데이터를 기존의 통신로를 이용하여 보내기 위해서는 데이터량의 감축이 필요하며 1960년대 이후에 정보이론을 기초로 한 데이터 감축 방법들이 연구되어져 오고 있다.^[6, 6] 그런데 기존의 양자화 과정에서는 스칼라 양자기 (scalar quantizer)를 사용해왔는데, 1970년대에 벡터 양자기 (vector quantizer)의 성능이 정

보이론 측면에서 보다 좋다고 하는 연구 결과들이 나온에 따라 1980년대부터 음성신호의 코딩과 영상 신호의 코딩에 벡터 양자기가 많이 사용되고 연구되어지고 있다.^[7]

따라서 본고에서는 벡터 양자화 기법에 대한 설명보다는 벡터 양자기의 장점을 이론적인 측면과 함께 실험적인 결과와 더불어 고찰해 보았다. 또한 벡터 양자기의 단점 및 문제점에 대해서도 간단히 설명하였다. 벡터 양자화 기법에 대한 일반적인 설명은 여러 문헌에 자세히 소개되어 있으니 참고하기 바란다.^[8]

II. 벡터 양자기 (Vector Quantizer)

연속되는 아나로그 신호의 데이터량을 줄이고 계산기에서 처리하기 위해서는 이러한 신호를 양자화하게 되는데 이에는 어떠한 입력값들이 각각 하나의 값을 가지는 대표값으로 대응되는 스칼라 양자화 (scalar quantization) 와 여러가지 값으로 이루어진 벡터로 대응되는 벡터 양자화 (vector quantization)로 나눌 수 있다.^[7] 벡터 양자화에 대해서 수식으로 설명하면 k 를 벡터의 차수라 하고 입력 벡터 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 가 주어질 때 그의 양자화 된 벡터는 $\hat{\mathbf{X}} = q(\mathbf{X})$ 로 나타내게 되며 $\hat{\mathbf{X}}$ 는 $A = \{y_i | i=1, 2, \dots, N\}$, 즉 N 개의 코드워드 중에서 하나가 된다. 이때 대표 벡터 (코드워드)의 집합인 코드북 (codebook) A 의 각 원소도 역시 k 의 차수를 가진다. 이러한 양자화 방법을 다른 말로 블럭 양자화 (block quantization)라 한다.^[6, 13, 14, 16, 17]

기본적인 벡터 양자기의 블럭 선도를 그림 1에 도시하였다. \mathbf{X} 는 입력되는 k 차수의 벡터이며, 코드북의 N 개의 대표 벡터 (representative vector) 와 비교

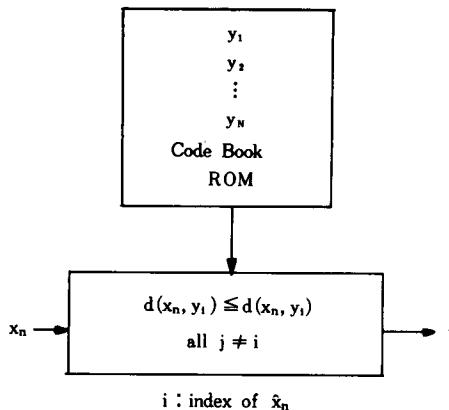


그림 1. 벡터 양자기

기에서 비교되어 그중에서 거리함수 (distance function) 값이 가장 작은 코드워드를 선택한다. 거리함수는 영상의 질을 결정하는 방법을 어떻게 정의하는가에 따라서 달라지며 일반적으로 MSE (mean squared error) 가 많이 사용된다. 이때 거리함수는 식 (1)이며 양자화 된 영상의 질은 일반적으로 식 (2)의 PSNR (peak signal to noise ratio) 값에 의해서 판단된다.

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_i |x_i - y_i|^2 \quad (1)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left\{ \frac{255^2}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - y_i)^2 \right\} \quad (2)$$

이 식에서 M은 코딩 (coding) 하고자 하는 영상의 화소 갯수이다.

벡터 양자기로 입력되는 입력 벡터의 구성은 영상 신호의 공간 영역에서의 부영상 또는 변환 영역에서의 임의의 k개의 원소로 이루어질 수가 있다.

벡터 양자기의 장점과 단점을 논하기 위해서 그림 2와 같은 두 가지의 상관관계 (correlation)를 정의하였다. 그림 2에서 하나의 벡터는 2×2 의 화소로 구성되어 있는 예로써, 먼저 내부상관관계 (intra-correlation)는 하나의 벡터를 구성하는 원소들 간의 상관관계를 의미하며, 외부상관관계 (inter-correlation)는 벡터와 주위 벡터 간의 상관관계를 나타낸다.

내부 상관관계만을 사용해서 양자화 하는 것을 memoryless 벡터 양자화라고 하며 외부 상관관계까지 모두 사용하여 양자화 하는 방법을 memory 벡터 양자화라 한다.

S S	S S	S S
S S	INTER-CORRELATION	S S
S S	X ₁	X ₂
S S	INTER-CORRELATION	S S
X ₂	X ₁	S S
S S	INTRA-CORRELATION	S S
S S	S S	S S
S S	S S	S S

그림 2. 2×2 벡터의 상관 관계

그러면 벡터 양자기의 장점과 단점을 간단한 예를 통해서 고찰해 보겠다.

III. 벡터 양자기의 장점

벡터 양자기의 장점은 다음과 같은 두 가지 측면에서 고려해 볼 수 있는데, 첫째는 벡터 양자화의 왜곡치가 Shannon의 RDF (rate distortion function)의 최소 경계 값에 정보이론 측면에서 근접하는 것이며, 둘째는 입력 벡터를 구성하는 화소들 간의 상관 계를 효율적으로 줄여줄 수 있다는 것이다.

1. RDF (rate distortion function)

Memoryless 신호, 즉 신호 벡터의 내부 상관 관계가 없는 경우만을 고려해 볼 때 k의 차수를 가지는 벡터 양자기의 RDF는 그 신호 벡터의 Shannon의 최소 경계치 (shannon lower bound) R_{SLB} 에 중복 성 (redundancy) α_k 가 포함된 식 (3)으로 나타낼 수 있다.^[15]

$$R_k(D) = R_{SLB}(D) + \alpha_k \quad (3)$$

이 식에서 D는 양자화 왜곡치를 나타내며 이 때의 전송률은 $R_k(D)$ 가 된다. 그런데 벡터 양자기에서 벡터의 차수 k와 신호의 분포에 관계되는 함수 α_k 는 식 (4)와 같이 k가 커짐에 따라 일정하게 감소하게 된다.

$$\alpha_k > \alpha_{k+1}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (4)$$

또한 양자화 하고자 하는 신호가 stationary하다고 하면 식 (5)가 성립된다.^[5, 16, 17, 18]

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \alpha_k = 0 \quad (5)$$

식(5)에 의해 식(3)에서 벡터 양자기의 전송률인 $R_k(\bar{D})$ 는 벡터 양자기의 차수 k 를 무한히 크게 해줌으로써 Shannon의 최소 경계치에 수렴하게 된다. 즉 주어진 양자화 왜곡치 \bar{D} 에 대해서 정보이론 측면에서 최소의 전송률을 얻을 수 있게 된다. 내부상관 관계를 가지고 있는 신호에 대해서도 같은 관계식을 얻을 수가 있다.

[예 1]

양자화 하고자 하는 신호의 왜곡 측정으로 식(1)과 같은 MSE를 사용한다고 하고, 양자화 하고자 하는 신호가 Laplacian iid라고 하면 이 신호의 분포는 식(6)과 같이 나타내어진다.

$$P(x) = \prod_{i=1}^k \frac{\mu_i}{2} e^{-\mu_i |x_i|} \quad (6)$$

이 식에서 벡터를 구성하는 신호들의 분산 σ_i^2 는 식(7)과 같다.

$$\sigma_i^2 = 2/\mu_i^2 \quad (7)$$

이러한 조건에서 벡터 양자기의 RDF는 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.^[17, 31]

$$\begin{aligned} R(\bar{D}) &\geq \frac{1}{2} \log \frac{\bar{\sigma}^2}{\bar{D}} \frac{2}{\pi} + \frac{1}{2} \log \left\{ \frac{2e}{2+k} \left(\frac{k}{2} \Gamma(k/2) \right)^{2/k} \right\} \\ &= R_{SLB}(\bar{D}) + \frac{1}{2} \log \left\{ \frac{2e}{2+k} \left(\frac{k}{2} \Gamma(k/2) \right)^{2/k} \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

식(8)에서 $\bar{D}=D/k$ 는 벡터를 구성하는 하나의 원소에 대한 평균왜곡치이며, $\bar{\sigma}^2$ 는 벡터의 분산으로 식(9)와 같이 정의된다. 또한 Γ 는 감마함수(gamma function)이다.

$$\bar{\sigma}^2 = \left\{ \prod_{i=1}^k \sigma_i^2 \right\}^{1/k} \quad (9)$$

식(3)과 식(8)에서, α_k 의 값은 식(10)이 되며, 식(11)의 관계식을 만족시킨다.^[17]

$$\alpha_k = \frac{1}{2} \log \left\{ \frac{2e}{2+k} \left(\frac{k}{2} \Gamma(k/2) \right)^{2/k} \right\} \quad (10)$$

$$\frac{2e}{2+k} \left(\frac{k}{2} \Gamma(k/2) \right)^{2/k} \geq 1 \quad (11)$$

즉 $\alpha_k \geq 0$ 가 항상 성립되며 결국 $R_k(\bar{D}) \geq R_{SLB}(\bar{D})$ 가 항상 성립된다. 또한 k 가 무한대가 될 때 $\alpha_k=0$ 이 된다.

예 1에서 벡터 양자기의 근사적인 특성을 살펴보

았는데 벡터를 구성하는 원소의 갯수, 영상 신호를 양자화 하는 경우는 화소의 갯수가 클수록, 즉 벡터의 차수 k 가 커질수록 좋은 특성의 양자화를 기대할 수 있음을 알 수 있다.

2. 내부 상관 관계가 있는 신호의 양자화

벡터 양자기로 신호를 양자화 하는데 있어서 또하나의 장점은 벡터 양자기가 벡터를 구성하는 원소들 간의 상관 관계를 효율적으로 줄여서 양자화 시켜주는 것이다. 이때 원소들 간의 관계는 1차의 Markov 신호로 가정을 한다.

벡터를 구성하는 k 개의 원소의 상관 분산 행렬 P 는 식(12)와 같이 나타낼 수 있으며 각 원소 상호간에 상관 관계가 존재한다고 하면 식(12)에서 Σ 를 구성하는 원소 중 0이 아닌 원소가 적어도 1개 이상 존재한다.

$$P = E \{ \mathbf{x} \mathbf{x}^T \} = \begin{bmatrix} P_1 & & \Sigma \\ P_2 & \ddots & \vdots \\ \Sigma^T & \ddots & P_k \end{bmatrix} \quad (12)$$

식(12)와 같은 상관 분산 행렬을 가지는 벡터를 벡터 양자기로 양자화 하게 되는데, 벡터 양자기의 성능을 분석하기 위해 식(13)과 같은 벡터 양자기의 DRF (distortion rate function) 식을 사용하였다.^[5, 11, 15, 18, 31]

$$d = K(k) N^{-2/k} \{ \det P \}^{1/k} \quad (13)$$

이 식에서 k 는 입력 벡터의 차수이고, $K(k)$ 는 입력 신호의 분포와 벡터의 차수에 관계되는 상수이며,^[31] N 은 코드북의 크기이다. 즉, 식(13)은 왜곡 측정으로 MSE를 사용한다고 하면 이때 벡터 양자기의 왜곡치 d 는 $\{ \det P \}^{1/k}$ 에 비례하게 된다.

이러한 식(13)과 같은 관계식은 일반 스칼라 양자기에서의 식(14)와 같은 형태이다.^[6]

$$d = K \sigma^2 \quad (14)$$

즉 왜곡치가 양자화 하고자 하는 신호의 분산에 비례하는 형태이다. 이와 같은 개념으로 식(13)에서 벡터의 분산을 식(15)와 같이 정의할 수 있다.

$$\bar{\sigma}^2 = \{ \det P \}^{1/k} \quad (15)$$

식(13)을 사용하여 식(12)의 내부 상관 관계를 가지는 신호 벡터에 대해서 분석을 해보면 다음과 같다. 먼저 식(16)과 식(17)을 만족시키는 두 가지 종류의 신호 벡터가 있다고 가정하면 식(18)의 관계가 성립된다.^[31]

$$P = \begin{bmatrix} P_1 & \Sigma \\ P_2 & \dots \\ \Sigma^T & \dots \\ \dots & P_k \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$P' = \begin{bmatrix} P_1 & P_2 & 0 \\ 0 & \dots & P_k \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\det\{P\} \leq \det\{P'\} \quad (18)$$

식 (16)과 식 (17)의 신호는 벡터를 구성하는 각 원소의 분산 p_i 는 모두 같으나 식 (16)의 신호는 벡터를 구성하는 원소 상호간에 상관 관계, 즉 중복성이 존재하며 식 (17)의 신호는 벡터를 구성하는 원소 상호간에 상관 관계가 없음을 나타낸다. 이러한 신호 벡터에 대해서 식 (18)은 상관 관계가 없는 P' 의 determinant 함수값이 상관 관계가 있는 경우보다 크다는 것을 의미한다. 그러므로 영상 신호의 양자화에 벡터 양자기를 사용하게 되면, 영상 신호에서는 벡터를 구성하는 이웃화소간의 상관 관계가 높기 때문에 낮은 벡터 양자화 왜곡치를 얻을 수 있다.

일반적으로 어떠한 신호를 스칼라 양자화 시켜서 데이터량을 감축하려고 하면 식 (16)에서의 상관 관계를 서로 줄여주고 양자화를 하게 된다. 이러한 데이터 감축방법의 대표적인 것이 변환 영역에서의 양자화인데 이러한 변환 T 는 식 (16)의 행렬 P 를 식 (19)와 같이 이상적으로 대각화 시켜주어야 한다.^[1,2,3,6,10,20]

$$T P T^{-1} = A = \begin{bmatrix} \alpha_1 & & & \\ & \alpha_2 & & 0 \\ 0 & & \ddots & \alpha_k \end{bmatrix} \quad (19)$$

이런 방법으로 상관 계수를 0으로 만들어 주게 되면 영상 신호의 에너지가 한쪽 영역으로 몰리게 되며 스칼라 양자기를 사용하여 bit 할당^[3,10,20]을 시켜줌으로 효율적으로 데이터를 감축시킬 수 있다. 그러나 벡터 양자기에서는 T 가 수직(orthogonal) 행렬 이므로 거리 보존 법칙인 식 (20)이 성립된다.

$$\det\{P\} = \det\{TPT^{-1}\} = \prod_{i=1}^k \alpha_i \quad (20)$$

즉 벡터 양자기에서는 입력 벡터를 양자화하기 위해서 벡터내의 k 개의 원소들을 서로 decorrelation 시킬 필요가 없으며, 상관 관계가 높은 영상 신호에

대해서 변환 영역에서와 같은 양자화 성능을 공간 영역에서 얻을 수 있다.

3. 분산의 산술적 평균과 기하학적 평균

k 개의 상관 관계가 없는 신호를 양자화한다고 할 때 스칼라 양자화의 경우 식 (21)과 같이 양자화 왜곡은 각 신호의 분산의 산술적 평균값에 비례하게 된다.

$$d_s = K_1 \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sigma_i^2 \quad (21)$$

그러나 벡터 양자화에서는 k 개의 신호를 모두 모아서 양자화 하므로 식 (13)에 의해 양자화 왜곡은 식 (22)와 같이 각 신호 분산의 기하학적 평균값에 비례하게 된다.^[6]

$$d_v = K_k \left\{ \prod_{i=1}^k \sigma_i^2 \right\}^{1/k} \quad (22)$$

식 (4)에서 DRF는 식 (4)의 역함수 관계이므로 $K_k < K_1$, $k=2,3,\dots$ 의 관계를 얻을 수 있으며 이 식들에서 K_i 는 벡터의 차수 i 일 때 식 (13)의 $K(i)N^{-2/1}$ 이다. 또한 산술평균은 기하학적 평균보다 식 (23)과 같이 항상 크거나 같으므로 식 (24)가 성립된다.

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sigma_i^2 \geq \left\{ \prod_{i=1}^k \sigma_i^2 \right\}^{1/k} \quad (23)$$

$$d_v < d_s \quad (24)$$

이 식은 벡터 양자기의 왜곡치가 스칼라 양자기에 비해서 항상 작다는 것을 의미하고 있다. 또한 기하학적 평균에서는 벡터의 형태를 어떻게 잡아주느냐에 따라서 그 값이 달라지게 된다.

[예 2]

다음과 같은 분산을 가지는 네개의 신호를 양자화한다고 할 때 스칼라 양자기와 벡터 양자기에서의 왜곡비를 계산해 보았다.

1	2	3	4
---	---	---	---

i) 스칼라 양자기 $\rightarrow d_s = 2.5K_1$,

ii) 2 차의 벡터 양자기 \rightarrow

1	2
---	---

3	4
---	---

$$d_v = 2.4392K_2$$

1	3
---	---

2	4
---	---

$$d_v = 2.2802K_2$$

1	4
---	---

2	3
---	---

$$d_v = 2.2247K_2$$

예 2에서 벡터 양자기의 경우 벡터의 구성을 각 신호의 분산에 따라서 여러가지 방법으로 하였는데 세번째 경우와 같이 가장 큰 분산과 가장 작은 분산을 가지는 신호를 하나의 벡터로 구성하여 벡터 양자화하는 경우가 양자화 왜곡이 가장 작다. 이러한 성질은 실제 영상 코딩에 적용시킬 때 잘 고려되어야 하며 변환 영역에서 분산이 가장 큰 평균치 성분의 계수들을 함께 모아서 벡터 양자화 시키는 것은 바람직하지 못하다.

표 1은 예 (2)를 실제 데이터에 적용 시켜서 시뮬레이션한 결과이다.

표 1. 벡터의 구성과 벡터 양자화 왜곡

①	②	③	④
228.	35.5	11.2	6.88
벡터의 구성	벡터 분산	실험 왜곡치	
① ②	③ ④	98.7	6.64
① ③	② ④	66.2	4.76
① ④	② ③	60.0	3.43

(단위 MSE)

예 1의 경우에 최소 양자화 왜곡을 큰 N에 대해 근사적으로 구해보면 식 (25)와 같다.^[16, 17, 31]

$$d_L = \frac{k}{\pi(1+k/2)} \left\{ \Gamma(1+k/2) \right\}^{2/k} \cdot \left\{ \frac{k}{k+2} \left(1 - \frac{2}{k+2} \right)^{k/2} \right\}^{-2} N^{-2/k} \bar{\sigma}^2 \quad (25)$$

이 식에서 벡터 분산 $\bar{\sigma}^2$ 은 각 신호 분산의 기하학적 평균이 된다.

그림 3은 식 (25)의 최소 양자화 왜곡치를 벡터의 차수와 왜곡치에 대해서 도시하였다. 그림 3에서 보듯이 전송률이 낮을수록 벡터의 차수를 크게 해주면 좋은 양자화 결과를 얻을 수 있다. 또한 상관 계수가 없는 신호에 대해서는 벡터의 차수가 9에서 16 정도가 그 성능과 양자화 복잡성에 있어서도 적당함을 알 수 있다.

IV. 벡터 양자기의 단점

지금까지 세 부분으로 나누어서 벡터 양자기의 장점을 고찰해 보았는데, 이와 반면 벡터 양자기에는

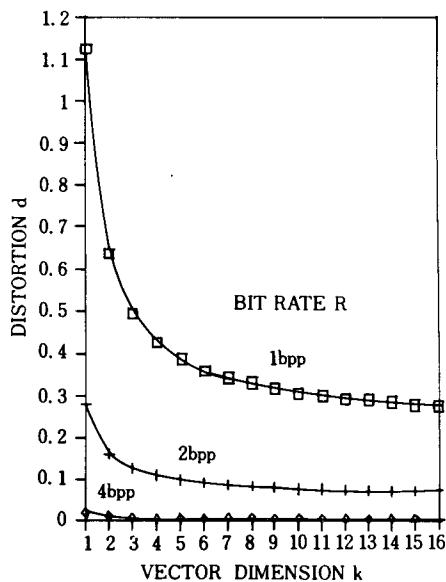


그림 3. 벡터 양자화 근사 최소왜곡 곡선

몇 가지 큰 문제점이 있다. 첫째는 코딩의 복잡성(coding complexity)이고, 둘째는 가장자리 부근의 손상, 세째는 경계효과이다. 이러한 벡터 양자기의 단점을 개선하기 위해서 여러가지 코딩 방법들이 제안되었다.^[7, 8, 10, 32]

1. 코딩 복잡성

그림 1에 도시된 바와 같이 입력 벡터 x 가 양자화 되기 위해서 코드북의 대표 벡터 y 와 비교가 되는데, 이 때 최소의 거리함수 값을 가지는 대표 벡터를 찾기 위해서 코드북의 모든 대표 벡터와 비교를 하게 된다. 이렇게 모두 비교해야 되는 이유는 일반적인 벡터 양자기가 체계화된 구조를 가지고 있지 않기 때문이다. 코드북의 크기를 N 이라 하고 전송률을 R (bit/pixel), 벡터의 차수를 k 라 할 때 이들 간의 관계는 식 (26)이다.

$$N = 2^{kR} \quad (26)$$

양자화하는데 필요한 계산량은 코드북의 크기 N 에 비례하므로 벡터의 차수 또는 전송률이 증가함에 따라 코딩 복잡성은 기하급수적으로 증가하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 여러가지 방법들이 소개되었는데 그 예로써 다단 벡터 양자화(multistep vector quantization), 부분 탐색 벡터 양자화(partial search vector quantization) 등이 있다.^[7, 32]

2. 가장자리 부근의 손상

가장자리(edge) 부근의 손상 원인은 다음과 같이 두 가지로 생각할 수가 있는데 첫째는 왜곡 측정으로써 일반 MSE를 사용하므로 발생하는 가장자리 형태가 잘못 대응되는 것이며, 둘째는 일반 MSE에 의한 최적 양자기의 왜곡이 가장자리가 선명할수록 커지게 되는 것인데 이러한 단점을 보완하기 위해 가장자리의 방향에 따른 분류 벡터 양자기 (classified vector quantizer) 가 제안되었다.^[8,9]

3. 경계효과

영상 코딩에 벡터 양자기를 사용하는 경우 그 벡터의 구성이 한 영상의 부영상으로 이루어져 있다고 한다면 각 부영상이 독립적으로 양자화된다. 그런데 실제 영상에서 각 부영상 간에 인접해 있는 화소들은 상관 관계가 높기 때문에 양자화 결과에 의해 각각 독립적으로 더해진 양자화 오차에 의해서 부영상 간의 경계부분이 나타나게 된다. 이러한 현상을 경계효과(blocking effect)라고 하며 이러한 단점을 보완하기 위해, 코딩된 영상을 복원시킨 뒤에 후처리 과정을 거치게 된다.^[10]

V. 맷 음 말

본 고에서는 벡터 양자기의 장점을 이론적인 분석을 중심으로 고찰해보았다. 벡터의 차수가 증가함에 따라 벡터 양자화의 왜곡치는 Shannon의 최소 왜곡치에 근접하게 되며 벡터를 구성하는 원소간의 상관관계가 클수록 양자화 왜곡치가 작아지게 된다. 또한 벡터의 분산은 각 원소간의 상관 관계가 0일 때 각 분산의 기하학적 평균이 되며, 이 때문에 양자화 하고자 하는 신호를 어떠한 형태의 벡터로 구성하느냐에 따라서 벡터 양자화 왜곡치의 값이 달라지게 된다.

벡터 양자화의 엔코딩 복잡성은 전송률과 벡터의 차수에 대해 기하급수적으로 증가하게 되므로 벡터의 차수는 일반적으로 4×4 또는 5×5 정도가 사용되며 보다 낮은 전송률을 위해서 벡터와 벡터간의 외부 상관 관계를 이용한 영상코딩 방법들이 개발되고 있으며^[12,13] 앞으로도 계속해서 연구되어져야 할 것이다.

参 考 文 献

- [1] R. C. Gonzalez and P. Wintz, *Digital Image Processing*, NJ: Addison-Wesley, 1977.

- [2] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, NY: John Wiley & Sons, 1978.
- [3] A. Rosenfeld and A. C. Kak, *Digital Picture Processing*, 2nd edition, vol. 1, NY: Academic Press, 1982.
- [4] 박래홍, 김동식, 이상욱, “Advanced 영상코딩기법,” 대한전자공학회, 전자교환기술, 제 3 권, 제 1 호, pp. 62-68, 1987. 3.
- [5] L.D. Davisson and R. M. Gray, *Data Compression*, Halsted Press, 1976.
- [6] N. S. Jayant and P. Noll, *Digital Coding of Waveforms*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1984.
- [7] R. M. Gray, “Vector quantization,” *IEEE ASSP Mag.*, vol. 1, pp. 4-29, April 1984.
- [8] S.U. Lee and D.S. Kim, “Image quantization based on a classification in the DCT domain,” *IEEE TENCON-87*, vol. 2, pp. 413-417, Aug. 1987.
- [9] B. Ramamurthi and A. Gersho “Classified vector quantization of images,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-34, pp. 1105-1115, Nov. 1986.
- [10] 김동식, 이상욱, “DCT 영역에서의 조날코딩과 벡터 양자화기법,” 전기·전자공학 학술대회 논문집(II), pp. 1438-1440, 1987. 7.
- [11] 김동식, 이상욱, “평균치 분리벡터 양자기를 이용한 영상코딩의 성능분석,” 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집, vol. 10, no. 1, pp. 600~603, 1987. 11.
- [12] R. Aravind and A. Gersho, “Low-rate image coding with finite-state vector quantization,” ICASSP-86, pp. 137-140, 1986.
- [13] R. M. Gray, “Fundamentals of vector quantization,” *IEEE TENCON-87*, vol. 3, pp. 1262-1271, Aug. 1987.
- [14] A. Gersho, “On the structure of vector quantizers,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-28, pp. 157-166, Mar. 1982.
- [15] C. E. Shannon and W. Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*, The University of Illinois Press, 1949.
- [16] A. Gersho, “Asymptotically optimal block quantization,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-25, pp. 373-380, July 1979.
- [17] Y. Yamada, S. Tazaki and R. M. Gray, “Asymptotic performance of block quantizers with difference distortion measure,”

- IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-26, pp. 6-14, Jan. 1980.
- [18] T. Berger, *Rate Distortion Theory*, Englewood Cliff, NJ: Prentice-Hall, 1971.
- [19] R. J. Clarke, *Transform of Images*, Academic Press, 1985.
- [20] T. J. Lynch, *Data Compression Technique and Application*, LLI, 1985.
- [21] K. Sayood, J. D. Gibson and M. C. Rost, "An algorithm for uniform vector quantizer design," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-30, pp. 805-814, Nov. 1984.
- [22] J. H. Conway and N. J. A. Sloane, "Voronoi regions of lattices, second moments of polytopes, and quantization," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-28, pp. 211-226, Mar. 1972.
- [23] J. E. Humphreys, *Introduction to Lie Algebras and Representation Theory*, NY: Springer Verlag, 1972.
- [24] T. R. Fisher, "A pyramid vector quantizer," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-32, pp. 568-583, July 1986.
- [25] H.C. Tseug and T.R. Fisher, "Transform and hybrid transform/DPCM coding of images using pyramid vector quantizations," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-35, pp. 79-86, Jan. 1980.
- [26] Y. Linde, A. Buzo and R.N. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.
- [27] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, *Pattern Recognition Principles*, Addison-Wesley, 1974.
- [28] S. P. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-28, pp. 129-137, Mar. 1982.
- [29] J. H. M. Wedderburn, *Lecture on Matrices*, Am. Math. Soc., 1934: Dover ed., NY. 1964.
- [30] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Nonlinear Space-variant postprocessing of block coded images," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-34, pp. 1258-1268, Oct. 1986.
- [31] 김동식, "분류 벡터 양자기를 이용한 영상데이터의 감축," 석사학위 논문, 서울대학교, 제어계측 공학과, 1988. 1.
- [32] 주창희, 윤용인, 최종수, "벡터 양자화기를 이용한 영상데이터 압축기법의 비교연구," 대한전자공학회, 텔레콤, 제 3 권, 제 3 호, pp. 43-50, 1987. 12. ***

1988년도 전자공학회지 특집 계획

제재호	발행일	특집내용
제15권 제 1 호	1988. 2	군용 전자
제15권 제 2 호	1988. 4	영상, 텔레비전, 신호처리
제15권 제 3 호	1988. 6	지식 정보처리 시스템
제15권 제 4 호	1988. 8	전송 시스템
제15권 제 5 호	1988. 10	사무자동화 시스템
제15권 제 6 호	1988. 12	로보틱스
제16권 제 1 호	1989. 2	CAD