

# 영상 변환부호화에서의 준최적 블록양자화

## (A Suboptimum Block Quantization in Image Transform Coding)

沈 英 錫\*

(Young Serk Shim)

### 要 約

영상 변환부호화에 있어 블록양자화방식은 전체 시스템의 성능을 결정한다. 본 논문에서는 변환계수들의 분산치를 아는 경우와 거의 같은 성능을 갖는 양자화방법이 연구되었다. 연구된 방법은 비트배정(bit allocation) 및 분산치 추정을 양자화기에서의 분산치부정합 영향이 되도록 작아지게 한 것이다. 그 성능은 변환계수의 확률밀도를 몇가지로 가정하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인되었다. 그 결과 대칭형 최적 비균등양자화기 및 최적 균등양자화기의 경우 종래의 방법에 비해 NMSE면에서 약 25%의 개선을 얻을 수 있었고 이 때의 부호화율은 약 1 bit/pel이었으며 사용된 변환은 DCT(discrete cosine transform)이었다.

### Abstract

A suboptimum block quantization method is investigated for efficient transform coding. In our study the following method has appeared as suboptimum. At first, optimum bit allocation is done assuming the variances of the transform coefficients are known. Secondly, a variance estimation algorithm which results from the approximate equations governing the optimum bit allocation is applied.

The better performance of the proposed block quantization method has been confirmed by simulations based on various pdf assumptions. The results indicate that the proposed method yields overall improvements of about 25% in NMSE for both the symmetric nonuniform and uniform quantizer at the coding rate of 1 bit/pel.

### I. 序 論

변환부호화(transform coding)는 영상이 차원신호를  $N \times N$  크기의 블록단위로 나눈 후 각 블록 별로 변환 계수를 양자화하여 부호화하는 방식으로 매우 효과적

인 데이터 감축방법이다. 일반적으로 16pel 이상 떨어져 있는 영상데이터사이의 상관관계는 거의 없으며 그 간격에서의 왜곡은 사람눈에 미치는 영향이 작아서 블록크기  $N$ 은 보통 16으로 하고 있다. 변환부호화의 블록신도는 그림 1과 같다. 한 블록 내의 데이터  $\{u_{ij}\}$ 는 선형변환을 거쳐 통계적으로 거의 상호무관한 변환계수 데이터  $\{v_{ij}\}$ 로 바뀌며, 이 변환계수들은 적절히 주어진 비트 수에 대하여 양자화 잡음에 의한 왜곡이 최소화되도록 하는 블록양자화과정을 거쳐 양자화된 변환계수  $\{v_{ij}\}$ 로 바뀐 뒤 저장 또는 전송된다. 영상신호의 재생은 역변환에 의해 이루어져 재생신호  $\{\hat{u}_{ij}\}$ 를

\*正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Electron. Eng., Kyung pook National Univ.)  
接受日字: 1985年 5月 7日  
(本 研究는 1984年度 韓國科學財團의 研究費 支援에 依한 것임.)

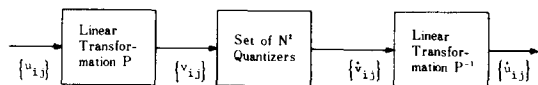


그림1. 변환부호화의 블록선도  
Fig.1. Block diagram of transform coding.

연계 된다. 변환계수 사이의 통계적 무관성을 보장하는 최적변환은 KL(Karkunen-Loève) 변환이지만 실제에 있어서는 KL변환을 구하기가 어렵고, 고속계산방법(fast algorithm)을 없는 관계로 통상DCT(discrete cosine transform)을 이용하고 있다. DCT는 stationary 한 랜덤블록에 대하여 KL변환에 근접하는 에너지 집중효과를 나타내는 직교변환으로서, 특히 1 차의 Markov process에서 상관계수가 구간 (0.5, 1)에 있을 때 KL변환과 거의 같은 성능을 가진다.<sup>11)</sup> 대개의 영상 신호는 상관계수가 큰 저차의 Markov process로 잘 모델화됨을 고려할 때 DCT는 영상신호의 처리 및 부호화에 있어 KL변환의 대체변환으로 훌륭히 사용할 수 있음을 알 수 있다.

이제 실제로 변환부호화의 성능에 결정적인 블록양자화에 대해 논해보자.

영상신호의 최적, 준최적 블록양자화의 방법은 Huang과 Woods<sup>12)</sup>에 의해 제시되었으며 이후 여러 변환들을 이용한 블록양자화방식이 연구되어 왔다.<sup>13,4)</sup> 블록양자화는 각 변환계수의 서로 다른 에너지분포를 이용하는 것으로서 각 계수가 가지는 정보량은 그 에너지의 logarithm에 비례하므로 고에너지계수에 더 많은 비트를 배정하면서 전체 왜곡량이 최소가 되도록 각 변환계수  $v_{ij}$ 에 비트  $b_{ij}$ 를 배정해야 한다. 또 영상 신호 재생시 양자화기의 파라메타인 각 계수의 분산치  $\sigma_{ij}^2$ 을 알아야 하는데 이 값들의 전송 또는 저장은 큰 부담이 되므로 보통 주어진 비트배정으로 부터 분산치들을 추정한다. 성능이 좋은 블록양자화는 위의 비트배정 및 분산치추정방식이 잘 설계되어 왜곡량을 극소하게 된다.

블록양자화도 scalar 양자화와 마찬가지로 shape 부정합과 분산치부정합 영향<sup>15)</sup>을 극소화함으로써 최적화된다. Shape 부정합을 줄이기 위해서는 변환계수의 분포를 우리가 알고 있는 분포함수 형태로 근사화시켜야 하는데, 이에 대해서는 DCT를 사용하는 경우 DC 성분  $v_{11}$  이외의 계수들은 대체로 shape 파라메타가 0.6인 generalized 가우스분포를 취한다는 결과를 얻은 바 있다.<sup>16)</sup> 정해진 분포함수에 대하여 분산치부정합은 다음과 같은 이유로 생긴다. 변환부호화에서는 신호재생시 양자화기의 scaling에 필요한 분산치를 전송하

는 부담을 줄이기 위해 주어진 비트배정을 가지고 분산치를 추정하게 되는데 이때 추정된 분산치와 실제 분산치의 차이에 의해 부정합현상이 일어난다. 본 논문에서는 이 분산치부정합을 극소화하기 위한 비트배정 및 분산치추정에 관해 논하였다.

본문은 다음과 같이 구성되었다. II장에서는 블록양자화의 문제가 정의된 다음 기존의 방식과 본 논문에서 연구된 방식에 대해 기술되었으며 III장에는 제시된 블록양자화 방식의 성능이 기존의 것과 비교된 시뮬레이션 결과에 대해 기술되었다.

II. 블록양자화에서의 비트배정 및 분산치 추정

블록양자화 문제는 한 블록에 배정되는 일정 비트수에 대하여 블록 내의 평균 왜곡량을 극소화하는 비트배정방식 및 분산치 추정방식의 설계문제가 되며 제한조건 및 왜곡량은 다음과 같다.  $i, j$  번째 변환계수에 배정되는 비트 수를  $b_{ij}$ 라 하면 제한조건은

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N b_{ij} = N^2 \theta \tag{1}$$

가 된다. 여기서  $\theta$ 는 계수당 배정되는 평균 비트수이다. 정해진 비트배정  $\{b_{ij}\}$ 에 대한 왜곡량  $D_{ij}$ 와 평균왜곡량  $D$ 는 다음과 같다.

$$D = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D_{ij}(b_{ij}), \tag{2}$$

$$D_{ij} = \begin{cases} \sigma_{ij}^2 B_m(\sigma_{ij}^2/\sigma_{ij}^2, b_{ij}) K_m(b_{ij}) 4^{-b_{ij}} \\ \dots \text{대칭형 최적 비균등 양자화기} \\ \sigma_{ij}^2 \beta_u(\sigma_{ij}^2/\sigma_{ij}^2, b_{ij}) K_u(b_{ij}) 10^{-b_{ij}/2} \\ \dots \text{대칭형 최적 균등 양자화기} \end{cases} \tag{3}$$

여기서  $\sigma_{ij}^2$ 은 신호재구성에 사용되는 분산추정치로서 양자화에 필요한 값이며  $\beta$ 는 양자화기가 가정하고 있는 분산치  $\hat{\sigma}_{ij}^2$ 과 실제 양자화될 계수의 분산치  $\sigma_{ij}^2$  사이의 차이에 의해 생기는 분산치 부정합인자로서  $b_{ij}$ 의 함수가 된다. 또  $K_m(b_{ij}) 4^{-b_{ij}}$  및  $K_u(b_{ij}) 10^{-b_{ij}/2}$ 는 정규화된 distortion-rate 함수이다. 이 때 최적 비트배정은 다음과 같은 cost J를 최적화하는 것이어야 한다.

$$J = N^2 D + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N b_{ij} \tag{4}$$

여기서 두번째 항은 주어진 조건식 (1)을 만족시키기 위한 것이고  $\lambda$ 는 lagrange multiplier이다.

블록양자화에 대한 기존의 방법은 다음과 같다.

A. Pratt의 방법

Pratt는 신호재생시 분산치를 알고 있다는 가정 ( $\beta = 1$ ) 하에 최적비트배정을 하였다. 그 방법은 다음과 같다.<sup>7)</sup>

- 1 단계 : 모든  $i, j$ 에 대해  $b_{ij} = 0$ 으로 놓는다.
- 2 단계 : 모든  $i, j$ 에 대해  $D'_{ij} = D_u(b_{ij}) - D_u(b_{ij} +$

1)을 계산하고 그 값이 최대가 되는  $(k, l) = (i, j)$ 를 구한다.

3 단계:  $b_{k1} = b_{k1} + 1$ 로 한다.

4 단계:  $b_{ij}$ 의 총합이  $N^2\theta$ 보다 작으면 2 단계로 간다.

5 단계: 끝

이 방법은 D가 strictly convex이므로 최종적으로 배정되는  $b_{ij}$ 들은 D를 최소화 하게된다.

**B. Huang의 방법**

Huang<sup>18)</sup>은 K를 상수,  $\beta = 1$ ,  $b_{ij}$ 는 연속적인 변수 (실제 배정되는 비트  $b_{ij}$ 는 모두 0 이상의 정수여야 함)로 가정하고 D를 최소화하는 비트배정을 구하였으며 Habitbi와 Wintz<sup>19)</sup>는 그 결과를 이용하여 다음과 같은 블록양자화방법을 사용하였다.

비트배정방식

1 단계 :

$$b_{ij} = \begin{cases} \theta + \frac{1}{2} \log_2 \sigma_{ij}^2 - (1/2N^2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \log_2 \sigma_{ij}^2 + \Delta \\ \dots \text{대칭형 최적 비균등 양자화기} \\ \theta + 2\log_{10} \sigma_{ij}^2 - (2/N^2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \log_{10} \sigma_{ij}^2 + \Delta \\ \dots \text{대칭형 최적 균등 양자화기} \end{cases} \quad (5)$$

2 단계:  $b_{ij}$ 를 가장 가까운 음이 아닌 정수값으로 취한다.

3 단계:  $b_{ij}$ 의 총합이  $N^2\theta$ 가 되도록 bias  $\Delta$ 를 적절히 조정한다.

분산치 추정방식

$$\sigma_{ij} = \begin{cases} A_m 4^{b_{ij}} \dots \text{대칭형 비균등 양자화기} \\ A_u 10^{b_{ij}/2} \dots \text{대칭형 최적 균등 양자화기} \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $A_m, A_u$ 는 1 bit를 배정받는 계수의 분산치 중 가장 큰 값을 각각 4,  $\sqrt{10}$ 으로 나눈 값으로 한다.

**C. 준최적 비트배정 및 분산치 추정방식**

블록양자화에 있어서 분산치추정은 비트배정의 함수가 되고 또 비트배정은 분산치 부정합인자의 함수가 되므로 두가지는 동시에 최적화되어야 하나 그 과정은 매우 어렵고 복잡하다. 본 논문에서는 일단 부정합인자  $\beta$ 를 1이라 가정하고 최적비트배정을 한 후, 비트배정이 최적으로 되었을 때의 분산치와 배정되는 비트 수와의 관계를 이용한 분산치 추정방식을 사용함으로써 왜곡량이 작아지도록 하였으며, 그 이후 정해진 분산치 추정방식에 대해 왜곡량이 극소화되도록 비트배정을 변화시켜 보았다.

따라서 각각의  $i, j$ 에 대하여

$$\sigma_{ij}^2 = A_m K_m(b_{ij})^{-1} h_m(b_{ij})^{-1} 4^{b_{ij}}, \quad (9)$$

$$A_m = \lambda / 2 \ln 2 \quad (10)$$

$$h_m(b_{ij}) = 1 - K'_m(b_{ij}) / 2 K_m(b_{ij}) \ln 2. \quad (11)$$

이 만족되도록  $A_m, b_{ij}$  값들을 결정해야 하는데 이때  $b_{ij}$ 는 일반적으로 0 이상의 정수가 되지 않게 된다. 따라서  $b_{ij}$ 를 정수로 하게 되면 (9)~(11)을 만족시킬 수 없게 되므로 여기서는 다음과 같이 근사적으로 분산치와 배정되는 비트 사이의 관계를 세워 사용하였다. (11)식의  $h_m(b_{ij})$ 는  $b_{ij} > 1$ 이면 거의 1에 가까우므로 (9)식은 근사적으로 다음과 같다.

$$\sigma_{ij}^2 \cong A_m K_m(b_{ij})^{-1} 4^{b_{ij}} \quad (12)$$

따라서 (12)식을 이용하여 분산치 추정을 하면 좋은 결과를 기대할 수 있을 것이다. 여기서  $A_m$ 의 값은 각 계수에 대해 산술평균 또는 기하평균으로 정함으로써 분산치부정합을 줄이도록 하였다. 이상을 종합하면 다음과 같다.

1 단계: Pratt의 방법에 따라 비트배정을 한다.

2 단계: 분산치추정을 아래와 같이 한다.

$$\sigma_{ij}^2 = \begin{cases} A_m K_m(b_{ij})^{-1} 4^{b_{ij}} \dots \text{대칭형 최적 비균등 양자화기} \\ A_u K_u(b_{ij})^{-1} 10^{b_{ij}/2} \dots \text{대칭형 최적 균등 양자화기} \end{cases} \quad (13)$$

$$A_m = \begin{cases} \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in I} \sigma_{ij}^2 K_m(b_{ij}) 4^{-b_{ij}} \dots \text{산술평균법} \\ \left[ \prod_{(i,j) \in I} \sigma_{ij}^2 K_m(b_{ij}) 4^{-b_{ij}} \right]^{1/M} \dots \text{기하평균법} \end{cases}$$

$$A_u = \begin{cases} \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in I} \sigma_{ij}^2 K_u(b_{ij}) 10^{-b_{ij}/2} \dots \text{산술평균법} \\ \left[ \prod_{(i,j) \in I} \sigma_{ij}^2 K_u(b_{ij}) 10^{-b_{ij}/2} \right]^{1/M} \dots \text{기하평균법} \end{cases}$$

여기서 I는  $b_{ij}$ 가 1 이상인  $(i, j)$ 의 집합이고 M은 그 크기(cardinal number)를 말한다.

3 단계: 필요하면 비트배정을 조금씩 변화시키면서 분산치 부정합효과가 최소화되도록 한다.

위의 산술평균법을 적용하여 가우스 분포의 변수들에 대해 대칭형 비균등 양자화기의 경우 약 20%, 대칭형 균등양자화기의 경우 약 10%의 NMSE(normalized mean square error) 개선을 얻은 바 있다.<sup>18)</sup>

**III. 컴퓨터 시뮬레이션**

II장에서 제시된 비트배정 및 분산치추정방식의 성능을 비교, 검토하고 변환계수의  $C=0.6$  generalized 가우스 분포로의 근사화의 타당성을 확인하기 위하여 USC(University of Southern California)에서 digitize된 GIRL, COUPLE 두 영상에 대하여 이차원 코사인 변환부호화 시뮬레이션을 해 보았다. 여기서 C는 shape 파라메타를 나타낸다.<sup>18)</sup> 이때 영상화소 하나 당 평균 1 비트가 되도록 하였으며 DC계수  $v_{11}$ 은 8

비트로 균등양자화 하였다. (단 비트배정표 및  $A_m, A_n$  등의 부호화에 필요한 비트는 평균 부호화를 계산 시 무시하였음.)

시뮬레이션은 가우스, 라플라스 및  $C=0.6$  generalized 가우스 분포를 가정한 대칭형 양자화기를 사용하여 행해졌으며 II 장에서 기술된 블록양자화 방법들에 대하여 이루어졌다. 이론적인 한계치는 (2)식에서  $\beta=1$  (분산치를 아는 경우)로 놓았을 때에 계산되는 값이다. 그 결과를 표 1, 표 2 에 평균자승오차를 블록내 평균에너지로 정규화한 NMSE로 비교하여 나타내었다. 우선 분포함수에 비교해 보면 예상대로  $C=0.6$ 인 경우 가장 작은 NMSE값을 보여 변환계수는  $C=0.6$  generalized 가우스 분포로 근사화함이 타당한 것을 확인할 수 있다. 또 본 논문에서 연구된 방법을 이용하여 블록양자화를 할 경우의 성능은 같이 분산치추정을 하는 Huang의 방식에 비해, NMSE에 있어 대칭형 최적비균등, 균등 양자화기 모두 약 25%의 감소를 보이고 있으며, 분산치를 알고 있는 경우의 최적방법인 Pratt의 방식과 비교해도 별 차이가 없는 것으로 나타났다. 분산치 추정 시 산술평균법과 기하평균법 사이의 차이는 거의 없었다.

표 1. 대칭형 비균등 양자화기에 대한 블록양자화 방식의 성능  
( $C=2.0$ : 가우시안,  $C=1.0$ : 라플라시안)

Table 1. Performances of the block quantization methods for symmetric nonuniform quantizers. ( $C=2.0$ : Gaussian,  $C=1.0$ : Laplacian).

	(NMSE)	
	G I R L	C O U P L E
	$C=2.0 C=1.0 C=0.6$	$C=2.0 C=1.0 C=0.6$
bound	• 0537 • 0715 • 0705	• 0345 • 0417 • 0468
Pratt's (known variance)	• 0936 • 0735 • 0692	• 0663 • 0493 • 0468
Huang's	• 1096 • 0968 • 0923	• 0785 • 0681 • 0643
proposed (arithmetic mean)	• 0924 • 0721 • 0704	• 0628 • 0493 • 0475

IV. 結 論

영상신호의 이차원 코사인 변환부호화에 대하여 연구한 결과 준최적 블록양자화방식을 얻었다. 이것은 일단 변환계수들의 분산치를 알고 있다는 가정하에 최적비트배정을 한 후에 분산치 추정은 최적비트배정 시의 분산치와 배정되는 비트와의 관계식으로부터 유도

표 2. 대칭형 균등양자화기에 대한 블록양자화 방식의 성능  
( $C=2.0$ : 가우시안,  $C=1.0$ : 라플라시안)

Table 2. Performances of the block quantization methods for symmetric uniform quantizers. ( $C=2.0$ : Gaussian,  $C=1.0$ : Laplacian). (NMSE)

	G I R L	C O U P L E
	$C=2.0 C=1.0 C=0.6$	$C=2.0 C=1.0 C=0.6$
bound	• 0547 • 0691 • 0834	• 0353 • 0458 • 0562
Pratt's (known variance)	• 1161 • 0840 • 0814	• 0800 • 0595 • 0571
Huang's	• 1010 • 1034 • 1138	• 0734 • 0732 • 0801
proposed (arithmetic mean)	• 1111 • 0852 • 0831	• 0816 • 0603 • 0589

되는 근사적인 등식을 이용하는 것이다. 제시된 블록양자화방식의 성능은 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 확인되었으며 이때의 이득은 약 25%의 NMSE 개선으로 나타났으며 그 성능은 이론적인 한계와 거의 같았다. 부수적으로 여러 분포를 가정한 양자화기를 사용하여 비교한 결과 변환계수의 분포는 shape parameter 가 0.6인 generalized 가우시안으로 근사화하는 것이 타당함을 알 수 있었다. 앞으로 제시된 방식을 적응변환부호화에도 응용해 볼 예정이다.

參 考 文 獻

[1] N. Ahmed, T. Natarajan, and K.R. Rao, "Discrete cosine transform," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-23, pp. 90-93, Jan. 1974.

[2] T.S. Huang and J.W. Woods, *Picture Bandwidth Compression by Block Quantization*. Presented at the 1969 Int. Symp. Inform. Theory, Ellenville, N.Y.

[3] H.C. Andrews, J. Kane, and W.K. Pratt, "Handamard transform image coding," *Proc. IEEE*, vol. 57, pp. 58-68, Jan. 1969.

[4] A. Habibi and P.A. Wintz, "Image coding by linear transformation and block quantization," *IEEE Trans. Commun. Tech.*, vol. COM-19, pp. 50-63, Feb. 1971.

[5] W. Mauersberger, "Experimental results on teh performance of mismatched quantizers," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-25, pp. 381-386, Jul. 1979.

[6] 심영석, "영상신호 이차원 코사인 변환 계수의 분포근사화," 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 제 7 권 제 2 호 PP.111-114, 1984년 11월.

- [7] W.K. Pratt, *Digital Image Processing*, New York: Wiley, 1978.
- [8] J.J.Y. Huang and P.M. Schultheiss, "Block quantization of correlated gaussian random variables," *IEEE Trans. Commun. Syst.*, vol. CS-11, pp. 289-296, Sept. 1963.
- [9] 심영석, "상호독립 정규분포 변수들의 블록양자화." 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집 제6권 제2호, PP.27-28, 1983년 11월.
- [10] J.H. Miller and J.B. Thomas, "Detectors for discrete-time signals in non-gaussian noise," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18, pp. 241-250, 1972.
-