

論文99-36S-11-11

# 영상 벡터양자화를 위한 편차분산을 이용한 거리계산법

## (New Distance Measure for Vector Quantization of Image)

李京桓\*, 崔正鉉\*, 李法基\*, 鄭元植\*, 金慶圭\*, 金德奎\*

(Kyeong-Hwan Lee, Jung-Hyun Choi, Bub-Ki Lee, Won-Sik Cheong, Kyoung-Kyoo Kim, and Duk-Gyoo Kim)

### 요약

벡터양자화에서 거리계산법으로 주로 평균자승오차가 사용된다. 그러나 이를 이용하면 벡터들의 평균값 사이의 거리가 전체거리를 크게 좌우한다. 영상벡터일 경우 인간시각체계로 볼 때 에지패턴의 일치가 매우 중요하다. 본 논문에서는 벡터간의 에지패턴의 일치를 가늠하는 양으로 편차분산을 이용하고, 이것을 적용한 영상벡터에 맞는 거리계산법을 제안하였다. 이를 벡터양자화 부호화에 적용한 결과 복원영상의 에지부분 열화를 줄일 수 있었으며, 코드북 설계에 적용한 결과 중복된 평탄성분의 코드벡터 생성을 줄이고 다양한 에지성분의 코드벡터들을 가진 효율적인 코드북을 얻으므로써 부호화 성능이 향상됨을 볼 수 있었다.

### Abstract

In vector quantization (VQ), mean squared error (MSE) is widely used as a distance measure between vectors. But the distance between averages appears as a dominant quantity in MSE. In the case of image vectors, the coincidence of edge pattern is also important considering human visual system (HVS). Therefore, this paper presents a new distance measure using the variance of difference (VD) as a criterion for the coincidence of edge pattern. By using this in the VQ encoding, we can reduce the degradation of edge region in the reconstructed image. And applying this to the codebook design, we can obtain the final codebook that has a lot of various edge codevectors instead of redundant shade ones.

### I. 서론

영상 부호화에서 벡터양자화는 높은 압축률에서도 좋은 성능을 나타냄으로써 부호화 및 부호화된 신호의 양자화에 널리 사용되어왔다.<sup>[1],[2]</sup>

벡터양자화를 하기위한 코드북 설계와 설계된 코드북으로 부호화할 때의 거리계산법으로 평균자승오차

(mean squared error; MSE)가 주로 사용되었다. 이것은 벡터간 편차의 에너지를 나타내므로 이 값이 최소값일 때 최적 최소거리의 벡터라고 할 수 있다.<sup>[3]</sup> 그러나 이 에너지의 많은 부분을 차지하는 것이 벡터간의 평균값의 차이이므로 상대적으로 작은 에너지 차이를 보이는 에지부분은 부호화시 어느정도 무시된다. 영상의 통계로 볼 때 70% 정도가 되는 평탄한 부분의 복원 성능이 좋아야 하겠지만, 인간시각체계 (human visual system; HVS)로 볼 때 에지부분은 평탄부분에 비하여 상대적으로 많은 정보를 가지고 있어 영상 부호화에서 에지부분의 열화는 복원영상의 주관적인 화질을 떨어뜨리는 요인이 된다.<sup>[4],[5]</sup>

\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National University)

接受日字:1999年8月17日, 수정완료일:1999年10月13日

따라서 본 논문에서는 벡터간 편차의 분산을 이용한 새로운 영상 벡터의 거리계산법을 제안하였다. 벡터간의 에지패턴의 일치율을 보여주는 편차분산을 각 벡터 평균값의 자승오차와 일정한 가중치를 이용하여 더해 줌으로써, 거의 동일한 계산량으로 에지부분에 대한 복원성능을 향상시킬수 있었다. 이때 가중치는 에지부분의 복원성능이 아주 중요한 의료영상, 그 정도가 좀 덜하고 평탄부분또한 중요한 일반영상등의 용도에 따라서 조정하여 사용할 수 있다. 이를 평균자승오차를 사용하던 벡터양자화 코드북 설계방법인 LBG 알고리즘 [6]에 적용한 결과 많은 수를 차지하면서 자세하게 분류되던 평탄성분 코드벡터의 중복됨이 줄고, 여러가지 에지성분의 코드벡터들이 생성됨을 볼 수 있었고, 그로 인해 부호화된 영상은 기존의 방법에 의한 영상에 비해 PSNR (peak signal-to-noise ratio)이 향상됨을 볼 수 있었다.

## II. 영상벡터의 거리계산법

### 1. 평균자승오차와 편차분산

K 차원의 두 벡터 X, Y가 있다고 할 때, 벡터양자화에 주로 사용되는 거리계산법인 평균자승오차는

$$\begin{aligned}
 D_{MSE}[X, Y] &= E[\|X - Y\|^2] \\
 &= E[(X - Y)^t(X - Y)] \quad (1) \\
 &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K-1} (x_k - y_k)^2
 \end{aligned}$$

와 같이 정의 된다. 즉, 벡터의 요소들간의 편차의 에너지를 평균값으로 나타내고 있다. 영상을 블록으로 나누어 벡터양자화하는 것은 블록내에서 화소값의 차이가 불규칙하게 일어나지 않으므로 그 중복성을 제거해 주는 것이므로, 이 편차의 에너지에는 두 블록간의 평균값의 차이가 요소의 숫자들만큼 중복되어서 포함되고 할 수 있다. 즉, 벡터간의 평균값의 차이가 평균자승오차에 주된 부분을 차지하고 상대적으로 불규칙적인 변화를 일으켜서 많은 정보를 가지지만 그 에너지가 작은 에지부분의 편차 에너지는 어느정도 무시된다. 그러므로, 평균자승오차는 벡터양자화의 코드북설계나 부호화시 특히 에지부분의 열화에 민감한 인간시각체계로 본다면 올바른 거리계산법이 아니다.

벡터간의 평균값을 제외한 순수한 에지부분의 패턴

만을 비교할 때 쓰일 수 있는 거리계산법으로 편차분산 (VD; variance of difference)은

$$\begin{aligned}
 D_{VD}[X, Y] &= V[X - Y] \quad (2) \\
 &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \{(x_k - y_k) - E[X - Y]\}^2
 \end{aligned}$$

와 같이 정의된다. 이것은 두 벡터의 요소들간의 편차에 대한 분산을 취한것이므로 평균값의 차이를 무시한 에지패턴이 얼마나 일치하는가를 보여준다. 이 식은

$$\begin{aligned}
 D_{VD}[X, Y] &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (x_k - y_k)^2 - \{E[X - Y]\}^2 \\
 &= E[(X - Y)^t(X - Y)] - \{E[X - Y]\}^2 \\
 &= D_{MSE}[X, Y] - \{E[X - Y]\}^2 \quad (3)
 \end{aligned}$$

와 같이 전개할 수가 있다. 계산량의 중대한 영향을 미치는 곱셈의 측면으로 볼 때 평균자승오차가 K번인데 비해 편차분산은 K+1번으로 한번 더 추가됨을 알 수 있다.<sup>[7]</sup>

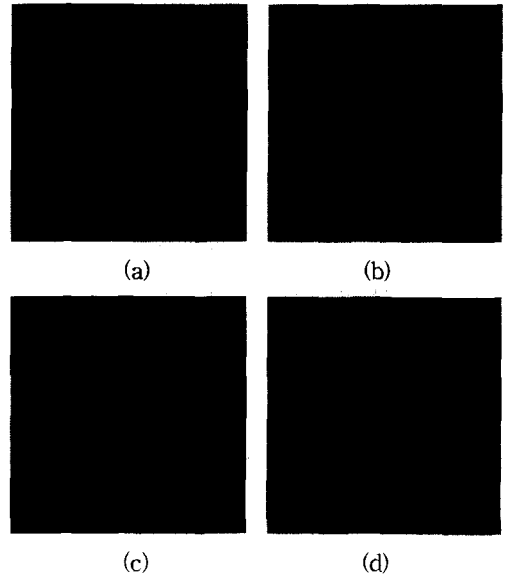


그림 1. 회색준위로 만든 에지패턴 사이의 MSE와 VD의 비교 (a) 기준패턴 [135,119], (b) MSE 64, VD 64 [127,127], (c) MSE 64, VD 0 [143, 127], (d) MSE 64, VD 64 [143,111]

Fig. 1. Comparison of MSE and VD between several edge patterns made by two grey levels; (a) reference pattern [135,119], (b) MSE 64, VD 64 [127,127], (c) MSE 64, VD 0 [143, 127], and (d) MSE 64, VD 64 [143, 111].

그림 1에서는 두가지 회색준위(grey level)로 만든 에지패턴들을 나타내고 있는데, (a)의 패턴과 (b), (c), (d)의 패턴들은 평균자승오차로 볼 때는 같은 거리이지만, 편차분산으로 볼 때는 (c)의 패턴이 (a)의 패턴과 가장 가깝다. 눈으로 볼 때도 (c)의 패턴이 가장 가깝게 느껴지므로, 편차분산이 평균자승오차에 비해서 인간시각체계를 고려할 때 바람직한 거리계산방법임을 알 수 있다.

2. 편차분산을 이용한 거리계산법

이러한 편차분산은 에지의 패턴만을 복원할 뿐 평균값에 대한 고려가 없으므로 영상벡터에 적용하려면 평균값들에 대한 거리계산을 따로해 주어야 한다. 그러나, 평균값을 고려하면 상대적으로 에지패턴의 복원이 좋지않아질 우려가 있다. 따라서 본 논문에서는 편차분산에 두 벡터의 평균값의 자승오차를 모두 고려하여

$$D_{VDDM}[X, Y] = D_{VD}[X, Y] + \alpha \{E[X] - E[Y]\}^2$$

$$= D_{VD}[X, Y] + \alpha D_{DM}[X, Y] \quad (4)$$

와 같은 거리계산법을 제안하였다. 가중치  $\alpha$ 가 1보다 작을수록 평균보다 에지패턴이 거리값에서 차지하는 비율이 커짐을 알 수있다.  $\alpha=1$ 일 경우 본 방법은

$$D_{VDDM}[X, Y] = D_{VD}[X, Y] + \{E[X] - E[Y]\}^2$$

$$= D_{VD}[X, Y] + \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x_k - \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} y_k \right\}^2$$

$$= D_{VD}[X, Y] + \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (x_k - y_k) \right\}^2$$

$$= D_{VD}[X, Y] + \{E[X - Y]\}^2$$

$$= D_{MSE}[X, Y] \quad (5)$$

와 같이 평균자승오차와 같게 되어 용도에 따라 가중치를 선택하면 수학적으로 최적 최소거리인 벡터부터 인간시각체계에 맞는 벡터까지를 찾는 거리계산을 할 수 있다.

식 (3)을 식 (4)에 대입하여 전개하면

$$D_{VDDM}[X, Y] = D_{VD}[X, Y] + \alpha \{E[X - Y]\}^2$$

$$= D_{MSE}[X, Y] - (1 - \alpha) \{E[X - Y]\}^2 \quad (6)$$

와 같이 되어 K+2 번의 곱셈이 있다는 것으로 알 수 있다. 그러나 벡터의 차원 K가 커질수록 계산량의 증가는 작아진다.

III. 편차분산을 이용한 벡터양자화

1. 벡터양자화 부호화에 대한 적용

영상의 부호화에 있어서 복원한 영상의 화질을 평가하는 지표로서 주로 PSNR (peak signal to noise ratio)를 사용한다. 그러나, PSNR의 정의는

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad (7)$$

와 같으므로 두영상의 평균자승오차로 정해지는 값이다. 그러므로 당연히  $\alpha=1$ 일 때 이 값은 가장 커질 것이고, 인간시각체계를 고려한  $\alpha$ 가 1보다 작은 경우는 값이 작게 나올 것이므로 이것으로 주관적인 화질을 평가할 수 없다.

영상에 대한 벡터양자화에 편차분산을 이용한 거리계산법을 사용하면 용도에 따라서  $\alpha$ 값을 다르게 줌으로써 에지부분의 복원성능을 향상시킬 것인가 혹은 PSNR 성능을 좋게 할 것인가를 제어할 수 있다. 일반 영상에서  $\alpha$ 가 0.7에서 0.9 사이의 값을 선택하면 좋은 주관적인 화질을 얻을 수 있고, 의료영상과 같이 에지부분의 복원성능이 우수해야하는 경우또는 웨이브렛 변환을 이용한 대역분류 영상이나 동영상에서의 움직임 추정된 차영상 등 평균값이 크지않은 경우  $\alpha$ 값을 그보다 작게 하여 평균값의 영향을 줄임으로써 좋은 결과를 볼 수 있다.

그림 2에서는 부호화시 두가지 거리계산법을 사용한 시험영상을 확대한 것이다. 평균자승오차를 사용하였을 때는 글자등 에지부분의 열화가 생기는 반면, 편차분산을 이용한 거리계산법을 사용한 영상에서는 그 부분의 복원성능이 개선됨을 볼 수 있다.

2. 코드북 설계에의 적용

일반적인 영상의 통계로 볼 때 70% 정도가 에지성분이 아닌 평탄성분의 블록으로 이루어져 있고, 에지성분의 벡터들은 그 패턴이 불규칙적으로 일어난다.<sup>[4][5]</sup> 더욱이 코드북 설계시 기존의 방법에서는 거리계산법으로 평균자승오차를 쓰기 때문에 코드벡터를 만드는 혼련블록의 집합이 에너지가 큰 평균값에 의해 결정되게 된다. 그러므로 최종 코드북은 평탄성분의 코드벡터들은 필요이상으로 세밀하게 분류되어 많이 생겨나는 반면, 에지성분의 코드벡터들은 그 수가 작고 다양하게

나타나지 못하게 된다. 따라서 불규칙적으로 일어나는 에지패턴에 대해 충분한 코드벡터를 공급하지 못하게 되어 전체 영상의 PSNR을 떨어뜨리게 된다.

코드북 설계에 편차분산을 이용한 거리계산법을 사용하면 세밀하게 분류되던 평탄성분의 코드벡터의 중복성을 줄이고, 그 대신 다양한 에지성분의 코드벡터를 얻을 수 있어 기존의 방법으로 부호화 하였을 때에 비해 PSNR을 높일 수가 있게 된다. 그림 3에서는 코드북 설계시 거리계산법으로 기존의 방법과 편차분산을 이용한 거리계산법을 사용하였을 때의 최종코드북을 보여주고 있다. 그 결과, 보다 많은 에지성분의 코드벡터들이 적절히 분포하게 되는 것을 볼 수 있다.

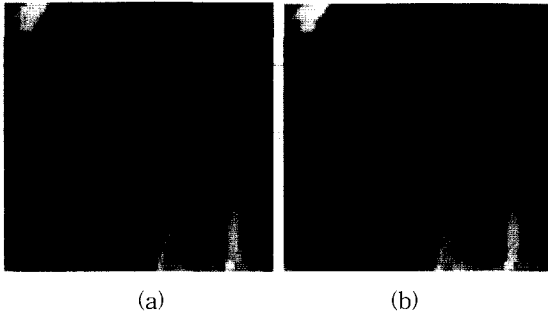


그림 2. (a) 평균자승오차, (b) 편차분산을 이용한 거리계산법을 이용하여 부호화한 시험영상의 확대영상 ( $\alpha=0.7$ )

Fig. 2. Enlarged test images encoded using (a) MSE and (b) proposed distance measure ( $\alpha=0.7$ ).

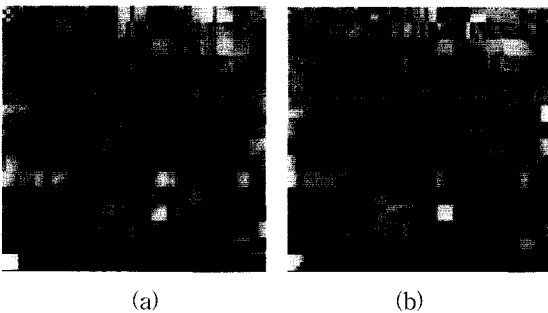


그림 3. (a) 평균자승오차 (b) 편차분산을 이용한 거리계산법 ( $\alpha=0.8$ )을 이용하여 설계한 최종 코드북

Fig. 3. The final codebooks using (a) MSE and (b) proposed distance measure ( $\alpha=0.8$ ).

#### IV. 실험결과 및 고찰

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 컴퓨터 모의실

험을 행하였다. 먼저 부호화에서의 성능을 알아보기 위해 LBG 알고리즘을 이용하여 코드북을 만들었는데, 훈련영상으로 해상도  $512 \times 512$ 인 Baboon, Bank, Barbara, Pepper, Woman의 5개 영상을 사용하였다.

설계된 코드북으로 동일한 해상도의 Lena, Boat 등의 영상을 부호화 하였다. 그림 4에서는 평균자승오차 거리계산법으로 설계된 크기  $N=256$ 인 코드북을 가지고  $\alpha$ 값을 변화해가며 부호화한 결과를 나타내고 있다. 두 영상에서 모두 PSNR이  $\alpha=1$ 일때, 즉 평균자승오차로 부호화하였을 때가 가장 좋은 결과를 나타냄을 볼 수 있다. 물론  $\alpha$ 가 1보다 작을 때는 에지의 복원특성이 좋게 나타난다.

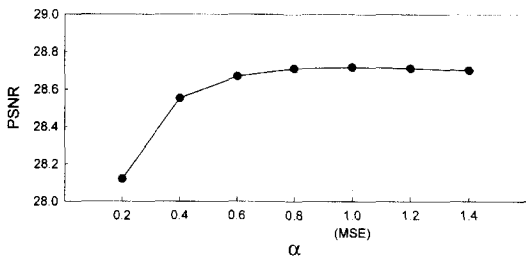
한편 제안한 거리계산법을 LBG 알고리즘에 적용하여 코드북을 설계하였는데, 그림 5에서는  $\alpha=0.8$ ,  $\alpha=0.6$ 인 편차분산을 이용한 거리계산법을 사용하여 코드북을 설계하여 Lena 영상에 관하여  $\alpha$ 값을 변화시키면서 부호화한 결과를 보여주고 있다. 이때  $\alpha=0.8$ 일 경우 평균자승오차를 사용하여 코드북을 설계하였을 때보다 전체적으로 PSNR이 증가하였음을 볼 수 있다. 이것은 평균자승오차로 설계하였을 경우 일반적인 영상의 통계로 볼 때 많은 부분을 차지하는 평탄성분의 벡터가 세밀하게 분류되어 최종코드북이 되는 것을 방지하고 에지성분의 벡터가 그 대신 적절하게 분포되어 효율적인 코드북이 되었음을 의미한다. 또한  $\alpha=0.7$ 이 되면 평균자승오차와 비슷한 특성을 보이고,  $\alpha=0.6$ 이 되면 최종 코드북에 에지성분의 벡터가 과도하게 많아져서 PSNR을 다시 떨어뜨리게 된다.

표 1에서는 평균자승오차와  $\alpha=0.8$ 인 편차분산을 이용한 거리계산법을 이용하여 코드북의 크기를 달리하면서 Lena 영상을 부호화하여 구한 PSNR특성을 나타내었다. 코드북 크기가 커질수록 그리고  $\alpha$ 값이 1로 가까이 갈수록 특성이 좋아짐을 볼 수 있고,  $\alpha=0.8$ 로 설계된 코드북이 크기  $N$ 에 관계없이 보다 더 효율적인 코드북이 됨을 볼 수 있다.

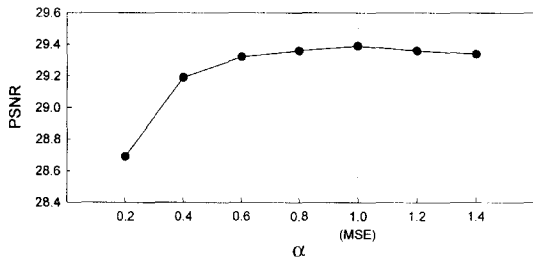
표 2에서는  $N=256$ 인 코드북을 평균자승오차와  $\alpha=0.6, 0.8$ 로 설계한 후, Lena와 Boat 두 영상을  $\alpha=0.6, 0.7, 0.8$ 의 편차분산을 이용한 거리계산법으로 부호화한 결과를 비교하고 있다. 이 중  $\alpha=0.8$ 로 설계하여  $\alpha=0.7$ 로 부호화한 경우와 평균자승오차로 설계하여 평균자승오차로 부호화한 경우 거의 동일한 PSNR을 보임을 알 수 있다.

따라서 그림 6에서는 이 두가지 경우일 때 복원된

영상을 부분 확대하여 원영상과 비교하고 있다. Lena 영상의 경우 모자부분에서 모자의 띠가 제안한 거리계산법을 이용하였을 경우 뚜렷하게 이어지는 반면 평균자승오차를 이용하였을 경우 몇몇 이어지지 않은 블록이 있음을 볼 수 있고, Boat 영상에서도 돛대와 줄 등의 에지부분의 복원특성이 제안한 거리계산법으로 향상되었음을 볼 수 있다.



(a)



(b)

그림 4. 평균자승오차로 설계된 코드북을 이용한 부호화에서  $\alpha$  값 변화에 따른 PSNR 특성 (a) Lena, (b) Boat

Fig. 4. Relations between  $\alpha$  and PSNR in encoding for (a) Lena and (b) Boat using proposed distance method.

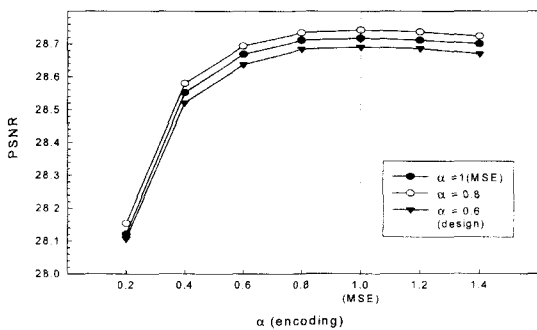


그림 5. 편차분산을 이용한 거리계산법으로 설계된 코드북을 이용한 부호화에서  $\alpha$  값 변화에 따른 PSNR 특성

Fig. 5. Relations between  $\alpha$  and PSNR in encoding by codebooks designed using proposed distance measure.

표 1. 코드북 크기 N의 변화에 따른 PSNR 비교

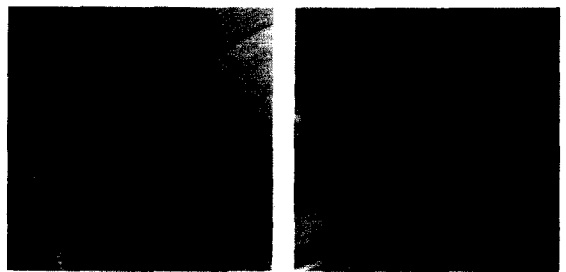
Table 1. PSNR comparison with the variation of codebook size N.

N	22.27	22.27	22.27	22.27	22.27	22.27
4	22.27	22.27	22.27	22.27	22.27	22.27
16	25.25	25.25	25.22	25.29	25.28	25.26
64	27.10	27.09	27.06	27.13	27.12	27.09
128	27.98	27.98	27.93	28.01	27.99	27.95
256	28.72	28.71	28.67	28.74	28.73	28.69
512	29.25	29.24	29.19	29.28	29.27	29.23

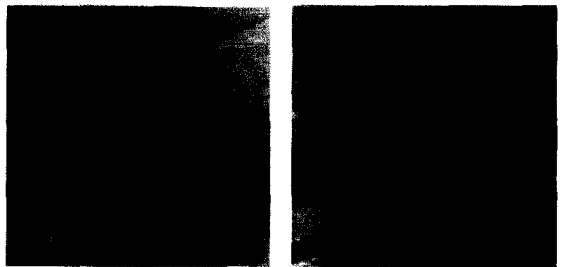
표 2. 코드북 설계와 부호화시  $\alpha$  값 변화에 따른 PSNR 비교

Table 2. PSNR comparison with the variation of  $\alpha$  in codebook design and encoding.

design \ encoding	Lena				Boat			
	MSE	$\alpha=0.6$	0.7	0.8	MSE	$\alpha=0.6$	0.7	0.8
MSE	28.72	28.67	28.69	28.71	29.37	29.32	29.34	29.36
$\alpha=0.6$	28.69	28.64	28.67	28.68	29.29	29.22	30.26	30.28
$\alpha=0.8$	28.74	28.69	28.72	28.73	30.39	30.33	30.36	30.38



(a)



(b)

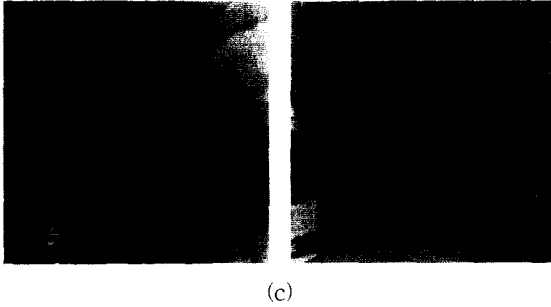


그림 6. 동일한 PSNR일 때의 복원된 영상의 확대부분 비교 (a) Lena, Boat 원영상, (b) 설계: MSE, 부호화: MSE, (c) 설계:  $\alpha=0.8$ , 부호화:  $\alpha=0.7$

Fig. 6. Enlarged reconstructed images: (a) original Lena and Boat, (b) designed and encoded by MSE, and (c) designed by  $\alpha=0.8$  and encoded by  $\alpha=0.7$ .

## V. 결 론

본 논문에서는 벡터양자화의 거리계산법으로 사용되는 평균자승오차가 벡터간의 평균값의 차이로 그 값이 결정되는 점을 개선하기 위하여 벡터간의 편차분산을 이용하여 인간시각체계에 민감한 에지패턴이 가까운 벡터를 찾아낼 수 있는 거리계산법을 제안하였다.

제안한 방법을 영상의 벡터양자화에 적용하여 부호화한 결과 복원영상의 에지부분 열화가 감소함을 볼 수 있었고, 코드북 설계단계에서부터 본 거리계산법을 적용한 결과 중복되어 효율성이 떨어지는 평탄성분의 코드벡터들 대신 다양한 에지성분의 코드벡터들이 생성되어 부호화한 영상의 PSNR 특성 또한 향상됨을 볼 수 있었다.

본 거리계산법은 편차분산과 평균값의 자승오차사이의 가중치를 적절히 조절하면 임의의 영상 벡터와 최

적 최소거리의 벡터부터 에지패턴이 가장 일치하는 벡터까지 구할 수 있으므로, 일반적인 영상의 부호화뿐만 아니라 의료영상 부호화, 에지검출 및 패턴정합등의 분야에 사용될 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] R. M. Gray, "Vector Quantization," *IEEE ASSP Mag.*, vol. 1, pp. 4-29, Apr. 1984.
- [2] N. M. Nasrabadi, R. A. King, "Image Coding Using Vector Quantization: A Review," *IEEE Trans. on Comm.*, 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] B. Ramamuthi and A. Gersho, "Classified Vector Quantization of Image," *IEEE Trans. on Communication*, vol. COM-34, no. 11, Nov. 1986.
- [5] K. N. Ngan and H. C. Koh, "Predictive Classified Vector Quantization," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 1, no. 3, Jul. 1992.
- [6] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantizer Design," *IEEE Trans. on Comm.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.
- [7] Bede Liu, Andre Zaccarin, "New Fast Algorithm for the Estimation of Block Motion Vectors," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 148-157, April 1993.

## 저 자 소 개

李京桓(正會員) 第35卷 S編 第5號 參照

鄭元植(正會員) 第34卷 S編 第9號 參照

崔正鉉(正會員) 第35卷 S編 第5號 參照

金慶圭(正會員) 第34卷 S編 第9號 參照

李法基(正會員) 第35卷 S編 第5號 參照

金德奎(正會員) 第35卷 S編 第5號 參照