

# Laplacian pdf를 적용한 DCT 계수의 역양자화

학생회원 강 소 연\*, 정회원 이 병 옥\*\*

## Inverse quantization of DCT coefficients using Laplacian pdf

So-yeon Kang\* *Student Member*, Byung-uk Lee\*\* *Regular Member*

### 요 약

MPEG이나 JPEG 영상 압축 표준에서는 영상을 블록 단위로 나누어서 DCT를 하고 양자화 시킨다. 그리고 역양자화 값으로 양자화 구간의 중앙값을 사용한다. DCT 평균제곱 오차를 줄이려면 평균값을 사용하는 것이 최적이나 현재에는 uniform 분포를 가정하고 중앙값을 사용한다. 따라서 본 논문에서는 DCT 계수의 확률 분포함수가 Laplacian 분포를 따른다고 가정하고 역양자화 값으로 평균값을 사용했을 때 PSNR의 개선 정도를 살펴봤다. 그리고 보정전의 양자화 오차와 보정 후의 양자화 오차를 이론적인 수식으로 나타내 보았다. 보정으로 인한 양자화 잡음의 감소치의 이론적인 최대값은 1.66 dB이다. 실험결과 제안된 대표값을 취했을 경우 기존의 방법보다 PSNR이 0.2~0.4 dB정도 향상된다.

Keywords : image compression, dequantization, quantization error, Laplacian pdf

### ABSTRACT

Many image compression standards such as JPEG, MPEG or H.263 are based on the discrete cosine transform (DCT) and quantization method. Quantization error is the major source of image quality degradation. The current dequantization method assumes the uniform distribution of the DCT coefficients. Therefore the dequantization value is the center of each quantization interval. However DCT coefficients are regarded to follow Laplacian probability density function (pdf). The center value of each interval is not optimal in reducing squared error. We use mean of the quantization interval assuming Laplacian pdf, and show the effect of correction on image quality.

Also, we compare existing quantization error to corrected quantization error in closed form. The effect of PSNR improvements due to the compensation to the real image is in the range of 0.2 ~ 0.4 dB. The maximum correction value is 1.66 dB.

### 1. 서 론

MPEG (Moving Picture Expert Group)의 동영상 압축 방식과 JPEG (Joint Photographic Expert Group) 정지 영상 압축 방식은 인터넷이나 멀티미디어 환경에서 영상의 저장, 통신에 널리 사용되고 있다. MPEG이나 JPEG 방식으로 압축된 영상을 복원

하면, 원본 영상과 차이가 난다. 이러한 방식들은 영상 압축시의 양자화 과정에서 양자화 오차(quantization error)가 발생하는 손실 압축 방식(lossy compression)에 속한다. 손실된 부분을 최대한 보상하여 눈에 띄는 부분을 제거하기 위해서 image sharpening을 통해 고주파 부분을 살려 PSNR를 높이거나[1] 또는 DCT계수의 분포함수를 분석하

\*이화여자대학교 정보통신학과 영상신호처리 연구실 (palmsom@joins.com)

\*\* 이화여자대학교 정보통신학과 영상신호처리 연구실 (bulee@ewha.ac.kr)

논문번호 : 040028-0119, 접수일자 : 2004년1월26일

기도 한다. DCT계수의 분포 함수에 대한 연구는 20년동안 계속 되어왔다. 연구 초반에는 DCT계수의 분포를 Gaussian분포를 따른다고 추측했으나[2] 최근에는 Laplacian분포를 따른다는 의견이 지배적이다 [3][4][5][6]. 그리고 이를 image model을 이용하여 정확하게 확률론적으로 분석하기도 하고[7], Laplacian 분포임을 고려하여 역양자화 값을 구간의 중간값 (median)으로 대체하여 성능을 개선하기도 하였다[8]. 본 논문에서는 원래 영상의 DCT 계수의 분포가 Laplacian 분포를 따른다고 가정하고, 최적의 역양자화 (dequantization) 값을 이론적으로 구해보았다. 이론식과 실제 데이터를 이용하여, 양자화 오차가 기존의 방법에 비해서 어느 정도 좋아지는지 분석하였다.

## II. DCT 계수의 양자화

MPEG이나 JPEG 영상 압축 표준에서는 영상을 블록 단위로 나누어서 Discrete Cosine Transform (DCT)하고, 각 계수를 양자화한 후, 줄길이 부호화 (run length coding)와 엔트로피 부호화 (entropy coding)를 한다. 본 논문에서는 양자화(quantization) 부분에서 발생하는 양자화 오차에 대하여 분석한다. 손실의 대부분은 양자화 과정에서 일어난다[6].

그림 1에 보인 바와 같이 M x M의 영상 블록 x(m,n)이 DCT된 값을 X(u,v)로 나타내고 이를 양자화하였다가 역양자화한 값을 Y(u,v)라고 하자. 대부분의 경우 블록의 크기는 M = 8이다. Y를 역DCT한 것을 y(m,n)이라고 하자.

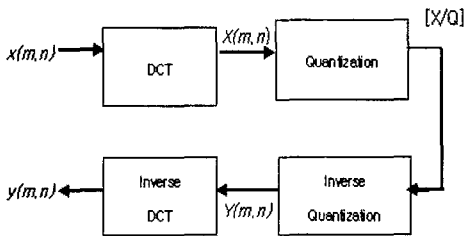


그림 1. JPEG 에서 양자화와 역양자화

여기에서 2D DCT와 역 DCT는 다음과 같이 정의되었다.

$$X(u,v) = \frac{2}{M} \alpha(u)\alpha(v) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{M-1} x(m,n) \cos[\pi(2m+1)u/2M] \cos[\pi(2n+1)v/2M]$$

$$x(m,n) = \frac{2}{M} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} \alpha(u)\alpha(v) X(u,v) \cos[\pi(2m+1)u/2M] \cos[\pi(2n+1)v/2M]$$

$$\alpha(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & \text{for } u=0 \\ 1, & \text{for } u=1,2,3,\dots,M-1 \end{cases}$$

또한 영상의 DCT 계수인 X가 양자화 및 역양자화 과정을 거친 값 Y는 다음 식과 같다.

$$n(u,v) = \left[ \frac{X(u,v)}{Q(u,v)} \right]$$

$$Y(u,v) = Q(u,v) \cdot n(u,v) = Q(u,v) \cdot \left[ \frac{X(u,v)}{Q(u,v)} \right]$$

위의 식에서 Q(u,v)는 (u,v)위치에서 DCT 계수의 양자화 크기를 나타내고, [ ]기호는 반올림하여 가장 가까운 정수값을 취하는 기호로 n(u,v)는 X(u,v)를 양자화 시킨 값으로 정수가 된다. 반올림한 후 Q(u,v)를 곱한 것은 X(u,v)가 구간에서 uniform distribution을 따른다고 가정하고, 대표값으로 중앙값인 nQ로 역양자화 시킨 것을 의미한다. JPEG 표준에서 예로서 보인 8 x 8 DCT의 양자화 행렬은 표 1에 보이고 있다. 영상의 압축률을 조절하기 위하여 이 행렬에 scale factor를 곱하여 사용한다. 이때 발생하는 양자화 잡음 N(u,v)는 다음과 같다.

$$N(u,v) = Y(u,v) - X(u,v) \tag{1}$$

## III. DCT계수 분포의 Laplacian 모델링

### 1. Laplacian distribution에 따른 대표값

DCT 계수의 분포함수의 모델로서 Laplacian 분포 함수를 많이 사용한다[3] [4] [5] [6]. 그림 2는 Laplacian분포의 우측 부분의 확률 분포 함수 그래프이다. 기존의 양자화 방법은 반올림하여 정수값을 취한 것이기 때문에 대표값이 nQ가 되는 구간은  $[nQ - Q/2, nQ + Q/2]$ 가 된다. 그러나 그림 2에서 보는 바와 같이 Laplacian 분포는 대부분의 data들이 0의 방향으로 치우쳐 있기 때문에 기존의 대표값인 nQ는 구간의 평균인

$m_n = E[X | nQ - Q/2 < X < nQ + Q/2]$ 과 다른 값을 갖는다. 평균 제곱 오차를 줄이려면 그 구간의 평균값을 사용해야 하므로[8] 대표값에 중앙값을 사용하는 것은 최적이 아니다.

본 실험에서는 error를 최소화 시키는 구간 내 평균값을 대표값으로 바꾸어 기존의 방법으로 역양자화 시켰을 때와 PSNR을 비교해 보았다.

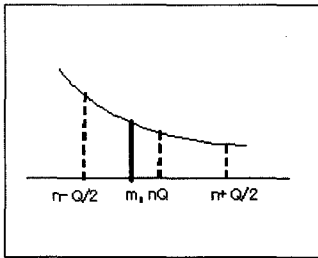


그림 2. Laplacian pdf의 한 구간

Laplacian 분포는 다음과 같고,

$$p(X) = \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|X|} \quad (2)$$

이때의 평균과 분산값은 다음과 같다.

$$E[X] = 0, \quad VAR[X] = \frac{2}{\alpha^2} \quad (3)$$

DCT 계수의 값 X를 양자화 크기 Q로 양자화한 값을 n이라고 하자.  $n > 0$ 인 경우, Laplacian 분포를 이룬다고 가정하고 평균을 구하면 다음과 같다.

$$m_n = E[X | nQ - \frac{Q}{2} < X < nQ + \frac{Q}{2}] = \frac{\int_{nQ - \frac{Q}{2}}^{nQ + \frac{Q}{2}} x \cdot \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|} dx}{\int_{nQ - \frac{Q}{2}}^{nQ + \frac{Q}{2}} \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|} dx}$$

인데

이를 계산하면

$$nQ + \frac{1}{\alpha} + \frac{Q}{2} \coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right) \quad (4)$$

가 된다.

$n < 0$ 인 경우에는  $nQ - \left\{ \frac{1}{\alpha} + \frac{Q}{2} \coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right) \right\}$ 가 된다.

기존의 방법이 대표값이  $nQ$ 였던 것에 반해서 Laplacian 모델을 적용하면 대표값이 기존의 값에서  $\frac{1}{\alpha} + \frac{Q}{2} \coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right)$ 만큼 shift가 되었다고 할 수가 있다. 식에서 보면 알 수 있듯이  $\alpha$ 와 Q값에 따라서 shift되는 정도가 달라진다. 여기서 shift되는 정도를 s로 표시하고,

$$s = \frac{1}{\alpha} + \frac{Q}{2} \coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right) \quad (5)$$

s를 Q로 normalize시킨 s/Q는

$$s/Q = \frac{1}{\alpha Q} + \frac{1}{2} \coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right) \quad (6)$$

가 되어  $\alpha Q$ 에 대한 함수로 나타내어진다. 이를  $n > 0$ 인 경우에 대하여 plot하면 그림 3과 같은 결과를 얻는다.  $n < 0$ 인 경우에는 s의 부호만 바뀐다. 그림 3을 보면 알 수 있듯이  $\alpha Q$ 가 커질수록 s/Q가 -0.5로 수렴한다.  $\alpha Q$ 가 커질수록 대부분의 분포가 왼쪽 끝에 몰리게 되고 평균값이 왼쪽 가장자리로 이동한다는 의미이다. 그리고 고주파의 경우 표 2를 보면 알 수 있듯이  $\alpha Q$  값이 크기 때문에 고주파로 갈수록 shift는 많이 일어난다.

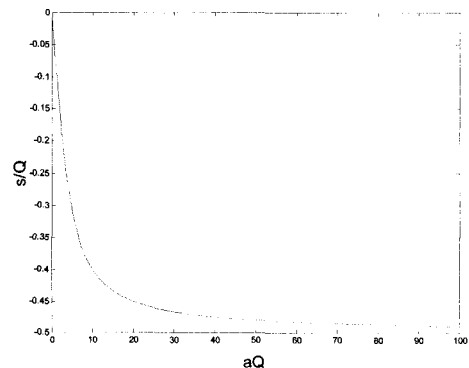


그림 3.  $\alpha Q$ 에 따른 s/Q

2. 새로운 대표값에 따른 Quantization error

Laplacian 분포는 0을 중심으로 우함수이므로 0으로 양자화 되는 부분은 Laplacian 분포를 고려하더라도 평균이 0이 되고 이 값이 최적값이다. 따라서 n = 0인 경우에는 Laplacian pdf를 적용하여도 양자화 오차를 줄일 수 없다. DCT의 양자화 오차를 n = 0일 때의 양자화 오차  $\sigma_{qZ}^2$  과 n ≠ 0일 때의 양자화 오차  $\sigma_{qNZ}$  로 나누어서 아래와 같이 정리하였다.

$$\begin{aligned} \sigma_q^2 &= \int_{-\infty}^{\infty} N^2(x) \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|} dx \quad (N(x) = x - nQ) \\ &= \alpha \int_0^{\frac{Q}{2}} x^2 e^{-\alpha x} dx + \alpha \sum_{n=1}^{\infty} \int_{nQ-\frac{Q}{2}}^{nQ+\frac{Q}{2}} (x - nQ) e^{-\alpha x} dx \\ &= \sigma_{qZ}^2 + \sigma_{qNZ}^2 \end{aligned} \quad (7)$$

위의 양자화 오차 식을 Q로 normalize시키면 다음과 같다.

$$\left(\frac{\sigma_{qZ}}{Q}\right)^2 = \frac{1}{(\alpha Q)^2} \left[ 2 - e^{-\frac{\alpha Q}{2}} \left( \frac{(\alpha Q)^2}{4} + \alpha Q + 2 \right) \right] \quad (8)$$

$$\left(\frac{\sigma_{qNZ}}{Q}\right)^2 = \frac{e^{-\frac{\alpha Q}{2}}}{(\alpha Q)^2} \left[ \left( \frac{(\alpha Q)^2}{4} + 2 \right) - \frac{\alpha Q}{\coth\left(\frac{\alpha Q}{2}\right)} \right] \quad (9)$$

n ≠ 0인 경우에만 새로운 대표값에 의한 역양자화 오차 보정이 가능하므로, n ≠ 0인 경우 보정한 역양자화 오차를  $\sigma_{qNZ(correct)}^2$  라 하면,

$$\sigma_{qNZ(correct)}^2 = \alpha \sum_{n=1}^{\infty} \int_{nQ-\frac{Q}{2}}^{nQ+\frac{Q}{2}} (x - nQ - s)^2 e^{-\alpha Q} dx$$

가 된다. 이 식도 Q로 normalize시키면 다음과 같은 결과가 나오게 된다.

$$\begin{aligned} &\left(\frac{\sigma_{qNZ(correct)}}{Q}\right)^2 \\ &= \frac{2}{(\alpha Q)^2} \frac{1}{e^{-\alpha Q}} \left[ \frac{\sinh\left(\frac{\alpha Q}{2}\right)}{2} \left( \frac{(\alpha Q)^2}{4} + 2 + (\alpha Q)^2 \cdot (s/Q)^2 - 2(\alpha Q) \cdot (s/Q) \right) \right. \\ &\quad \left. + \cosh\left(\frac{\alpha Q}{2}\right) \left( (\alpha Q)^2 (s/Q) - \alpha Q \right) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

n ≠ 0일 때의 보정 후의 양자화 오차와 보정 전의 양자화 오차의 비  $r_{NZ} = \sigma_{qNZ(correct)}^2 / \sigma_{qNZ}^2$  와 n = 0일 때도 포함한 후의 양자화 오차와 보정 전의 양자화 오차의 비  $r_{TOT} = (\sigma_{qNZ(correct)}^2 + \sigma_{qZ}^2) / (\sigma_{qNZ}^2 + \sigma_{qZ}^2)$  를 그래프로 그리면 그림 4 ~ 그림 7과 같다.

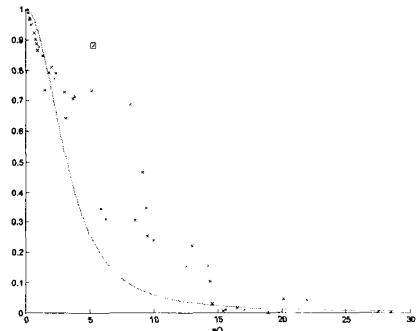


그림 4. n ≠ 0일 때 보정후/보정전 양자화 오차 ( $r_{NZ}$ ) lena 512\*512 영상 이용

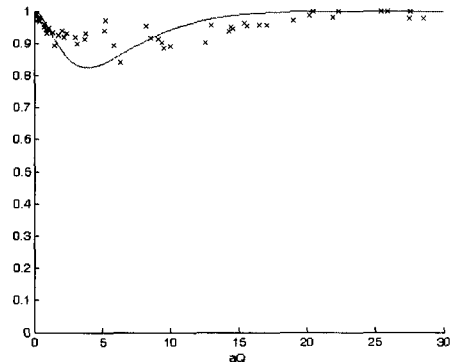


그림 5. 보정후/보정전 양자화 오차 ( $r_{TOT}$ ) lena 512\*512 영상 이용

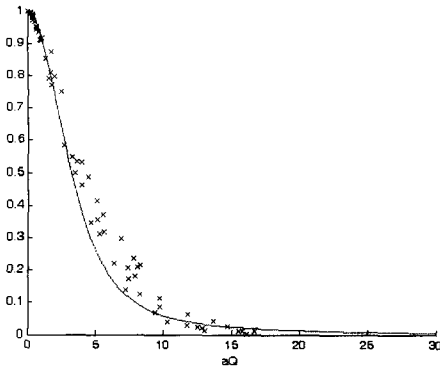


그림 6.  $n \neq 0$  일 때 보정후/보정전 양자화 오차 ( $r_{NZ}$ ) baboon 512\*512 영상 이용

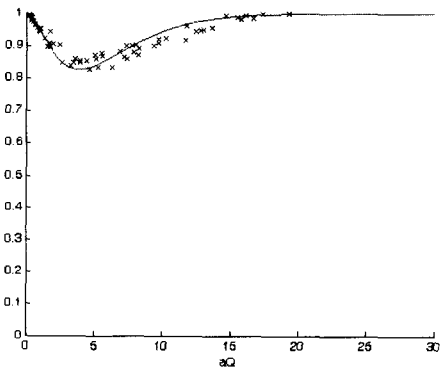


그림 7. 보정후/보정전 양자화 오차 ( $r_{TOT}$ ) baboon 512\*512 영상 이용

이 비는 제안된 방법으로 양자화 오차가 개선이 되는 정도를 나타낸다. 그림 4~그림 7에서 실선은  $r_{NZ}$  와  $r_{TOT}$  을 이론적으로 나타낸 그래프이고 x표로 된 points는 그림 4~5에서는 실제 256 x 256 Lena image의 data을 사용했을 때의  $r_{NZ}$  와  $r_{TOT}$  을 나타낸 것이고, 그림 6~7에서는 실제 512 x 512 Baboon image를 사용했을 때의  $r_{NZ}$  와  $r_{TOT}$  값이다. 그림 4와 그림 6에서 실선을 보면  $\alpha Q$  값이 크면 클수록 보정한 후 양자화 오차는 보정전에 비해 상당히 감소함을 알 수가 있다. 그림 3에서 보았듯이  $\alpha Q$  가 크면 클수록 shift를 많이 해야 하기 때문에 shift된 값을 보정해 줌으로써 양자화 오차가 줄어드는 것이다. 그러나 그림 5와 그림 7의 실선을

보면 이론적으로 Laplacian 분포를 따른다 하더라도  $\alpha Q$  가 커지면 커질수록  $r_{TOT}$  가 줄어드는 것이 아니라,  $\alpha Q$  가 약 3.9일 때  $r_{TOT}$  는 0.826 즉 -1.66 dB의 최소값을 갖는 결과가 나타난다. 그 이유를 분석하면 다음과 같다.

DCT 계수들이 대부분의 경우 Q/2에서 Q/2사이에 분포되어있어 0으로 양자화되기 때문에 양자화 후 실제적으로 보정되는 부분의 energy  $\sigma_{qNZ}^2$  는 매우 적다. shift를 많이 하는 고주파일수록 저주파에 비해  $\alpha$  값이 커서 (표3 참조) 0으로 양자화되는 부분이 많아지기 때문에 그림 3의 이론식과 같이 보정되는 양자화 오차의 양이  $\alpha Q$  가 약3.9이상 커지면 커질수록 실제 보정하는 energy가 적어지므로  $r_{TOT}$  는 1에 가까워진다.

그림 6과 그림 7을 보면 알 수 있듯이 baboon image의 경우에는 이론값과 실험치가 상당히 가깝구나 그림 4와 그림 5에서의 lena 영상에 대한 결과는  $\alpha Q$  가 5에서 15사이에서는 실선과 점이 일치하지 않는 것으로 보아,  $r_{NZ}$  와  $r_{TOT}$  가 이론값과 실제값의 차이가 크게 나는 것을 알 수가 있다.

#### IV. 실험 결과

여기에서는 그림 8에 있는 여러 가지 영상을 사용, 기존의 대표값을 사용했을 경우의 PSNR과 shift 시켜서 보정후의 PSNR을 비교하였다. JPEG 양자화 행렬 (Q값)의 예는 표1과 같고,  $\alpha$  값은 원영상에서의 분산  $v$ 를 이용해서 아래의 식에 대입하여  $\alpha$  를 구했다.

$$\alpha = \sqrt{\frac{2}{v}} \quad (11)$$

양자화 scale factor가 1인 경우 실험결과는 표 4와 같다. 표 5에서 나타난 것과 같이 보정을 시켜주면 PSNR은 0.2~0.4 dB 또는 5% ~ 9%정도 성능이 향상된다. 그림 3을 보면 알 수 있듯이 이론적으로  $\alpha Q$  값이 크면 클수록 shift는 많이 일어난다. 실제로 영상 데이터들의 경우 표 3에 보인 바와 같이 고주파 성분일수록  $\alpha$  값도 크고 Q값도 커서 고주파

성분에서는 저주파 성분에 비해 shift가 많이 일어난다.

표 4를 보면 알 수 있듯이 이론값과 실제값이 일치하는 baboon 영상의 경우 psnr이 상대적으로 많이 증가함에 비해 lena와 같이 psnr이 적게 변화한 영상의 경우 (그림 4, 그림 5 참조)를 보면 알 수 있듯이 실제 값과 이론값이 완벽하게 일치하지 않는다. 그래서 그림 4에서 나타난 이론값과 실제 값의 차이에 대해 분석해 보았다.  $\alpha Q$ 가 약 5.248일 때 ( $Q = 40$ 인 경우)  $r_{NZ}$  값은 이론치가 0.2383 이나 실제 값은 0.8828정도가 나온다. 표 5는 그림 4와 그림 5의 data를 양자화된 구간 별로 나누어서 분석해 본 결과이다. 표 5에서 양자화된 값  $n$ 이 1인 경우에 data의 실제 평균값과 Laplacian pdf를 가정하였을 때의 평균값과의 차이가 크다. 따라서 보정의 효과가 감소하였다. 그리고  $-2 \leq n \leq 2$  인 경우에는 그 구간에서의 data의 양이 굉장히 적긴 하나 uniform pdf를 가정했을 때가 오히려 더 실제 data 값과 비슷한 평균값을 갖는 것으로 나왔다. 즉  $\alpha Q$ 가 약 5.248일 때  $n \neq 0$ 인 경우를 제외하고는 dct 계수가 Laplacian 분포를 이룬다고 보기 어려우므로 Laplacian 분포를 이용한 보정값의 효과가 실제 data에서는 나타나지 않은 것이다. 결과적으로  $\alpha Q$ 가 5~15인 경우에는 Laplacian 분포로 보기 어렵다는 것이다.

### V. 결론

이상에서 JPEG 영상 압축, 또는 MPEG의 intra coding 방식에서 발생하는 양자화 잡음을 양자화된 계수들이 Laplacian 분포를 이룬다고 가정하고 최적의 값으로 역양자화 값을 바꾸어 실험을 해 보았다. 새로운 역양자화 값은 기존의 값보다 0.2~0.4 dB정도 PSNR을 개선시켰다. 이는 중간값 (median)을 사용한 경우보다[9] 0.2~0.3 dB정도 성능이 향상되었다. 몇몇 다른 논문에서는 AC계수의 양 끝단 부분은 Laplacian 분포가 아닌 uniform 분포라고 하기도 한다[10]. 따라서 DCT한 후 AC 계수의 pdf가 Laplacian 분포와 uniform 분포의 더해진 형태로 추정되므로 계속해서 연구가 이루어 져야 한다.

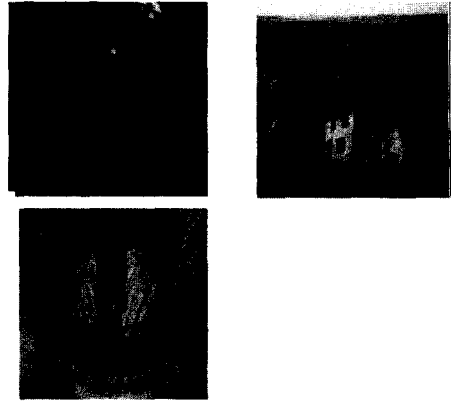


그림 8. 실험에 사용된 영상들

표 1. JPEG 양자화 행렬(Q)의 예

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

표 2. 512\*512 Lena영상에서  $\alpha$

.002	.015	.031	.057	.085	.128	.184	.236
.024	.034	.050	.070	.115	.157	.209	.264
.060	.058	.065	.092	.131	.175	.247	.295
.108	.105	.107	.127	.160	.218	.274	.330
.173	.173	.170	.170	.210	.262	.329	.358
.244	.245	.236	.244	.275	.328	.360	.379
.314	.315	.326	.317	.332	.370	.402	.418
.359	.361	.378	.383	.381	.398	.425	.442

표 3. 512\*512 Lena영상에서  $s/Q$

-0.002	-0.014	-0.026	-0.075	-0.159	-0.311	-0.394	-0.431
-0.024	-0.034	-0.058	-0.108	-0.218	-0.391	-0.420	-0.431
-0.069	-0.063	-0.085	-0.171	-0.315	-0.400	-0.441	-0.439
-0.121	-0.142	-0.181	-0.255	-0.378	-0.447	-0.454	-0.451
-0.226	-0.260	-0.343	-0.395	-0.430	-0.465	-0.471	-0.464
-0.332	-0.384	-0.423	-0.436	-0.455	-0.471	-0.475	-0.471
-0.435	-0.450	-0.461	-0.464	-0.471	-0.478	-0.479	-0.476
-0.461	-0.470	-0.472	-0.473	-0.477	-0.475	-0.477	-0.477

표 4. 여러가지 영상에서의 psnr (dB) 계산  
영상제목의 괄호 안은 영상 크기를 나타냄

psnr image	보정 전	보정 후	보정 후 개선값
Lena (512*512)	34.45	34.68	0.23
Barbara (512*512)	32.55	32.78	0.23
Boat (256*256)	30.16	30.57	0.41
Pepper (256*256)	34.75	35.00	0.25
Carnival (256*256)	33.03	33.40	0.37
goldhill (512*512)	33.59	33.88	0.29
baboon (512*512)	28.23	28.70	0.47

표 5.  $\alpha Q = 5.2473$  ( $Q=40$ )일 때의 data 분석

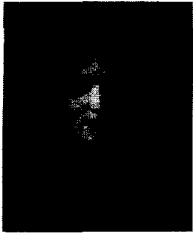
Quantization bin ( $n$ )	-2	-1	0	1	2	3
Number of data points	7	107	3858	118	5	1
data average/ $Q$	-	-	0.00	0.85	1.98	2.50
Uniform pdf average/ $Q$	-2	-1	0	1	2	3
Laplacian pdf average/ $Q$	-	-	0	0.69	1.69	2.69

참고문헌

- [1] Konstantinos Konstantinides, Vasudev Bhaskaran, and Giordano Beretta, "Image Sharpening in the JPEG Domain," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 8, pp. 874-878, Jun. 1999.
- [2] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., New York : John Wiley & Sons, 2001.
- [3] Anil K. Jain, "Advances in Mathematical Models for Image Processing," *Proceedings of IEEE*, Vol. 69, No. 5, pp. 502-528, May. 1981.
- [4] O. Werner, "Requantization for Transcoding of MPEG-2 Intraframes," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. IP-8, No. 2, pp. 179-191, Feb. 1999.
- [5] W. C. Adams, and C. E. Giesler "Quantizing Characteristics for Signals Having Laplacian Amplitude Probability Density Function," *IEEE Transactions on Communications*, Vol. COM-26, No. 8, pp. 1295-1297, Aug. 1978.
- [6] 최지은, 이병욱, "Laplacian 분포 함수를 이용한 양자화 잡음 모델링," *한국통신학회논문지*, Vol.26, No. 11A, pp. 1957-1962, Nov. 2001.
- [7] Edmund Y. Lam and Joseph W. Goodman, "A Mathematical Analysis of DCT Coefficient Distributions for Images," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 10, pp. 1661-1666, Oct. 2000.
- [8] Anil K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [9] Stephen R. Smoot and Lawrence A. Rowe, "Laplacian Model For AC DCT Terms In Image And Video Coding," *IEEE Image and Multidimensional Signal Processing*, Belize City, Belize, Mar. 3-6, 1996.
- [10] Mark A. Robertson and Robert L. Stevenson "DCT Quantization Noise Compressed Images," *Proceedings of ICIP 2001*, Thessaloniki, Greece, pp. 185-188, Oct. 7-10, 2001.

강 소 연(So-yeon Kang)

학생회원



2003년 2월: 이화여자 대학교

정보통신학과 학사

2003년 3월~ 현재 : 이화여자

대학교 정보 통신학과 석사과

정 재학중

<관심분야> 영상처리, 얼굴인식

이 병 욱(Byung-uk Lee)

정회원

이화여자대학교 정보통신학과 교수

한국통신학회논문지 제 22권 6 호 참조