

論 文

벡터 양자화를 이용한 저층 라플라시안 피라미드 영상의  
부호화에 관한 연구

正會員 金正圭\* 正會員 鄭昊烈\* 正會員 崔太永\*

On the Lower Level Laplacian Pyramid Image Coding  
Using Vector Quantization

Jung Kue KIM\*, Ho Youl JUNG\*, Tae Young CHOI\* *Regular Members*

要 約

저층 라플라시안 피라미드 영상의 부호화 방법을 제안하였다. 이 방법은 근본적으로 영역 분리와 벡터 양자화 방법을 이용하였다. 저층 라플라시안 영상은 고층에 비하여 분산이 매우 작지만 공간 면적이 넓어 압축율에 크게 영향을 미친다. 바로 이점에서 저층 영상을 분산값의 크기로 평탄/윤곽 영역으로 분리하여 평탄 영역은 평균값으로, 윤곽 영역은 벡터 양자화 방법으로 부호화하였다. 이 방법은 윤곽 영역만을 벡터 양자화함으로써 보다 효율적으로 윤곽 정보를 나타낼 수 있어서 평탄 영역에 의한 약간의 PSNR 감소를 수반하지만 높은 압축율을 얻을 수 있는 것이 장점이다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과로 기존의 벡터 양자화 방법보다 압축율면이나 처리 시간면에서 효율적이라는 것을 알 수 있었다.

ABSTRACT

An encoding technique based on region splitting and vector quantization is proposed for the lower level Laplacian pyramid images. The lower level Laplacian pyramid images have lower variance than higher levels but a great influence on compression ratio due to large spatial area. And so from data compression viewpoint, we subdivide them with variance thresholding into two regions such as one called "flat region" and the other "edge region", and encode the flat region with its mean value and the edge region as vector quantization method. The edge region can be reproduced faithfully and significant improvement on compression ratio can be accomplished with a little degradation of PSNR in spite of the effect of large flat region since the codebook used is generated from the edge region only not from the entire image including the flat region. It can be verified by computer simulation results that proposed method is more efficient in compression ratio and processing time than the conventional encoding technique of vector quantization.

\*亞洲大學校 電子工學科  
Dept. of Electronic Engineering Ajou University.  
論文番號 : 92-23(接受1991. 10. 19)

I. 서 론

제 2 세대 부호화 기법으로 분류되어진 점진적 영상 전송(progressive image transmission) 기법<sup>1,2,4,12</sup>.

은 진화선등과 같은 협대역 채널에서 사용하기가 용이하도록 처음에는 적은 양의 데이터로 저해상도의 영상을 복원하며 수신자의 추가 정보 전송 요청에 의해 점차적으로 향상된 영상을 복원하여 최종에는 원영상과 유사하게 또는 동일하게 복원하는 대화식 영상 전송 기법이다. 특히 점진적 영상 전송 기법은 화상 회의, 의학 진단용 영상 및 비디오 텍스트등 그 활용 범위가 넓다.

기존의 점진적 영상 전송 방법에는 계층적 부호화<sup>[2],[3]</sup>와 변환 부호화<sup>[4]</sup>등이 있다. 특히 계층적 부호화 방법에는 라플라시안 피라미드(Laplacian pyramid) 구조<sup>[5]</sup>가 널리 쓰이고 있으며, 이는 공간 주파수 대역별로 분리된 라플라시안 피라미드 영상을 발생시킨 뒤 각 층별로 적합한 부호화 방법을 이용하여 순차적으로 전송하는 기법이다. 이러한 라플라시안 피라미드 영상의 부호화 방법을 살펴보면, 엔트로피 부호화(entropy coding) 방법<sup>[6]</sup> 및 벡터 양자화(vector quantization) 방법<sup>[5],[7]</sup>등이 대표적이라 할 수 있다.

이들 중 엔트로피 부호화 방법은 압축율면에서 크게 뒤 떨어진다. 그리고 변환 부호화 방법중의 DCT(discrete cosine transform)<sup>[1]</sup>이론 상관계수가 클 때(예: 인접 화소간의 상관 계수가 0.9이상) 효율적인 압축을 할 수 있으나 라플라시안 피라미드 영상과 같이 상관성(0.3~0.7)<sup>[1]</sup>이 낮은 경우에는 DCT가 최적 변환이 아님을 잘 알려져 있다<sup>[8]</sup>. 벡터 양자화방법은 라플라시안 영상의 특성에 맞게 2×2 또는 4×4의 크기로 코드북(code book)을 만들어 부호화하는 방법이다. 이는 라플라시안 영상이 원영상에 비해 분산값이 적어 보다 안정된 코드북을 얻을 수 있고 시스템을 간단히 구성할 수 있다는 장점때문에 널리 연구되어지고 있다. 그러나 코드북 검색을 위한 시간이 많이 걸리는 단점이 있고, 상대적으로 중요한 정보인 윤곽 영역(즉, 라플라시안 영상에서 밝기 변화가 큰 영역)과 그렇지않은 평탄 영역(밝기 변화가 작은 영역)에 같은 정보량으로 부호화하기 때문에 압축 효율이 낮아지는 단점이 있다.

본 논문에서는 라플라시안 피라미드 영상이 거의 0에 가까운 평균값과 저층으로 갈 수록 작은 분산값을 갖으면서도 공간적 면적은 넓다는 점에 착안하여 라플라시안 영상에 맞게 개선된 벡터 양자화 방법을 제안한다. 이는 라플라시안 영상을 밝기 변화가 작아진 평탄 부분으로 추정되는 영역과 밝기 변화가 커서 윤

곽 부분으로 추정되는 영역을 분리한 뒤, 저층 라플라시안 영상에서 비교적 넓은 영역을 차지할 뿐만 아니라 각 층마다 공간적으로 다소간 중복되어 나타나는 평탄 영역은 코드북 검색 과정없이 평균값만을 전송하고 윤곽 영역에 대해서는 코드북 발생시 평탄 영역을 제외시켜 윤곽 부분의 재생에 효과적인 코드북을 발생하여 벡터 양자화 방법을 적용하였다. 이렇게 함으로써 기존 벡터 양자화 방법에 비하여 압축율면이나 처리 시간면에서 유리한 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문의 구성은, II장에서 라플라시안 영상의 발생과 특성에 대하여, III장에서는 라플라시안 영상의 특성을 이용한 개선된 벡터 양자화 방법에 대하여, IV장에서 제안한 벡터 양자화 방법과 기존 벡터 양자화 방법의 비교를, 마지막으로 V장 결론순으로 되어있다.

## II. 라플라시안 피라미드 영상

라플라시안 피라미드 영상 부호화(Laplacian pyramid image coding) 방법은 비교적 압축율이 높은 점진적 영상 전송 기법중의 하나이다<sup>[1]</sup>. 그림. 1은 이 라플라시안 피라미드 영상의 생성과 복원 시스템을 나타낸 것이다.

여기서  $g_0$ 는 입력 원영상이고  $g_1$ 은  $g_0$ 가 저역 여파기(5×5 크기의 가우시안 여파기)를 거친뒤 간축(subsampling: 그림. 1에서 기호 S로 표시)한 영상으로 크기는 원영상  $g_0$ 의 1/4(1/2 × 1/2)이다.  $g_0$ 에서  $g_1$ 을 얻는 과정을,  $g_1$ 에서  $g_2$ ,  $g_2$ 에서  $g_3, \dots, g_{f-1}$ 에서  $g_f$ 등으로 반복함으로써 저역 영상( $i=1, 2, \dots, f$ )을 차례대로 얻을 수 있으며  $g_i$ 를  $i$ 층 가우시안 영상이라 한다. 그리고 보간법(interpolation)에 의해 4배로 확대(그림. 1에서 기호 E로 표시)된 상층 가우시안 영상과의 차영상을 라플라시안 피라미드 영상( $L_i; i=0, 1, \dots, f$ )이라 한다. 이를 수식으로 표현하면 식 (1)과 같다.

$$L_i = g_i - \text{Expand}(g_{i+1}), i=0, 1, 2, 3, \dots, f \quad (1)$$

여기서  $f$ 는 마지막 층을 뜻하고  $\text{Expand}(x)$ 는  $x$ 를 보간법에 의해 4배(2×2)로 확대하는 함수를 뜻한다. 그리고  $\text{Expand}(g_{f+1})=0$ 이다. 즉  $L_f=g_f$ 이다.

이러한 라플라시안 피라미드 영상은 송신부에서

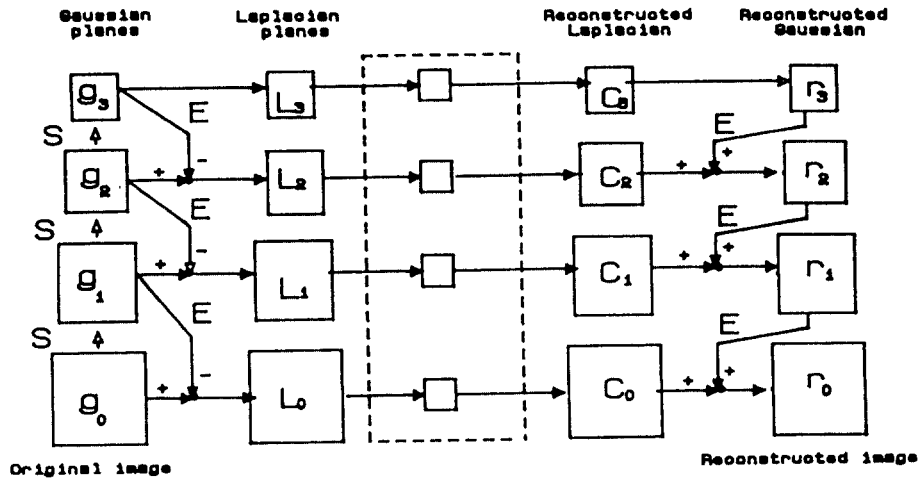


그림. 1 라플라시안 피라미드의 시스템 구성도  
 Fig. 1 System block diagram for Laplacian pyramid coding.

부호화하여 송신하고 수신부에서는 복호화하여 얻은 라플라시안 피라미드 영상( $C_i : i=0,1,2,3,\dots,f$ )의 순차적 합으로써 복원된  $i$ 층 가우시안 영상  $r_i$ 를 얻을 수 있으며 이는 식(2)와 같다.

$$r_i = C_i + \text{Expand}(r_{i+1}), \quad i = f, f-1, \dots, 2, 1, 0 \quad (2)$$

여기서  $\text{Expand}(r_{i+1})=0$ 이다. 즉  $r_f=C_f$ 이다.

한편, 가우시안 피라미드 영상  $g_i$ 에서  $i$ 가 증가함에 따라 더욱 더 저역 영상을 얻게되고 이웃한 가우시안 영상과 차성분인 라플라시안 피라미드 영상은  $i$ 가 증가할수록 좀더 낮은 주파수에서 더욱 더 좁은 대역폭을 갖는 대역 통과 여파기를 통과시킨 것과 같은 결과를 얻게 된다. 이러한 관점에서 라플라시안 피라미

드 영상 부호화는 subband부호화의 일종으로 볼 수 있다.

결과적으로, 라플라시안 피라미드 영상은 원영상을 각각의 주파수 대역별로 구분한 형태와 유사하기 때문에 라플라시안 영상 각층의 평균 전력(분산)의 합이 원 영상  $g_0$ 의 분산값과 거의 같을 것이다(표. 1 및 표. 6 참조). 또한 각각의 주파수 대역의 특성에 알맞게 즉, 각 층별로 독립적으로 부호화할 수 있으며 이에 나타나는 부호화 오차는 해당 주파수 대역에 발생할 것이다.

그런데 상층으로 갈수록 분산값과 엔트로피가 커져서 부호화하는데 보다 많은 정보량의 할당이 요구되지만 상대적으로 공간적 면적이 작기 때문에 평균 정보량은 그다지 크지 않다. 표. 1 및 표. 6에서 보는

표. 1 라플라시안 영상의 각 층별 평균, 분산 및 엔트로피( $f=3$ )  
 Table. 1 Mean, variance, and entropy of each Laplacian pyramid image( $f=3$ ).

통계 영상 각층 상	평 균			분 산			엔 트 로 피		
	LENNA	GIRL	CRONKITE	LENNA	GIRL	CRONKITE	LENNA	GIRL	CRONKITE
$g_0$	123.3	73.2	86.9	2178	1762	2909	7.43	7.18	7.16
$L_0$	-0.3	0.3	0.3	112.0	66.2	48.0	4.93	4.58	4.02
$L_1$	0.3	0.3	0.3	183.9	119.5	139.9	5.51	5.19	4.80
$L_2$	-0.2	0.4	0.3	351.1	215.5	312.5	6.08	5.61	5.42
$L_3$	121.6	70.0	86.8	1394	1427	2218	6.66	6.54	6.71

바와 같이 최고층을 3층(f=3)으로 제한할 경우에, 최고층의 라플라시안 피라미드 영상 L<sub>3</sub>의 분산값이 g<sub>0</sub> 분산값의 60-90%에 해당되어 L<sub>3</sub>의 중요성을 알 수 있다. L<sub>3</sub>를 무조건 8 bps 할당하더라도 평균 정보량은 0.125 bps(8×(N/8)<sup>2</sup>/N<sup>2</sup>: 여기서 N<sup>2</sup>은 g<sub>0</sub>영상의 크기 이고, L<sub>3</sub>의 크기 (N/8)<sup>2</sup>이다.) 밖에 되지 않는다는 것을 알 수 있다. 한편 저층일 수록 g<sub>0</sub>의 전체 에너지에 비하여 매우 작은 부분을 차지하여 그만큼 할당 정보량은 작아도 되겠지만 넓은 공간을 차지하고 있기때문에 평균 정보량은 거지게되어 전체 평균 정보량의 큰 부분을 차지하고 있다(엔트로피 부호화 방법을 사용한 참고문헌 [2]에서는 L<sub>2</sub>, L<sub>1</sub>, L<sub>0</sub>에 각각 0.21, 0.5, 0.77 bps 인데 반하여 최고층 L<sub>3</sub>에서 L<sub>3</sub>까지 0.1 bps 임). 바로 이러한 점에서 저층 라플라시안 영상의 부호화 방법 개발이 필요하다.

### III. 라플라시안 영상의 부호화

공간적 변칙은 크고 분산값이 작은 저층 라플라시안 피라미드 영상의 특성은 그림. 2의 선영상에서 어느정도 알 수 있다. 즉, 원영상에서 밝기의 변화가 작은 평탄 영역은 저역 성분이기때 고주파 대역의 저층 라플라시안 영상들에서는 분산값이 매우 작은 평탄 영역으로 나타남을 알 수 있다. 그리고 III.1절에서 언급하겠지만 그림. 3이나 표. 3에서 저층일수록 평탄 영역은 넓고 그 평탄 영역의 분산값이 윤곽 영역에 비해 매우 작으며 저층 영역에서 다소 검쳐서 나타남을 알 수 있다. 이 사실에 근거하여 라플라시안 영상의 부호화시 평탄/윤곽 영역을 분리하여 적절한 부호화 기법을 이용하면 전체적인 평균 정보량을 줄일 수 있을 것이다. 또한 이 저층 라플라시안 영상들을 세부 또는 소블럭으로 나누어 부호화하여도 재생시 식(2)처럼 보간법을 순차적으로 사용함으로써 이들 각 블럭에 의해 발생하는 블럭 현상(blocky effect)은 현저히 상쇄될 것이다.

그러면 위에서 언급한 라플라시안 영상의 부호화 방법에 대해 세부적으로 논하기로 하겠다.

#### 1. 평탄블럭과 윤곽 블럭의 분리

앞서 언급한 바와 같이 평탄 영역과 윤곽 영역은 분산값의 차이가 크므로 미분 개념을 도입하여 두 영역을 분리할 수도 있을 것이다. 그러나 본 논문에서는 라플라시안 피라미드 영상들을 작은 크기의 블럭

으로 나누어서 이들 블럭별로 분산값을 구하여 주어진 문턱값 이하이면, 그 블럭내에는 윤곽 부분이 없는 평탄 블럭으로 간주하고 그렇지 않으면 윤곽 블럭으로 판단하였다. 그리고 윤곽 블럭을 다시 같은 방법으로 더욱 작은 블럭으로 나누어 평탄/윤곽 블럭을 분리하였다. 이 과정을 최종 윤곽 블럭의 크기가 4×4 또는 2×2가 될때까지 반복하였다.

한편, 라플라시안 영상의 초기 블럭의 크기는 피라미드 각 층에 관계없이 일정한 크기의 블럭으로 나누어 줄 수도 있지만 압축율을 고려해 각 층의 통계적 특성에 맞게 차등을 두어 적용하였다. 예를 들어, 128×128인 최저층의 라플라시안 영상 L<sub>0</sub>에 대해서는 초기 블럭 크기를 16×16로 하였고 L<sub>1</sub>에 대해서는 8×8로 차등을 두어 적용하였으며 윤곽 블럭으로 판별된 블럭에 대해서는 분할 반복횟수 k에 따라 블럭의 크기를 초기 블럭의 2<sup>k</sup>로 줄여 감으로써 최종 블럭 크기가 될때까지 반복하였다. 표. 2는 각 층별 초기 블럭과 최종 블럭의 크기를 나타낸 것이다.

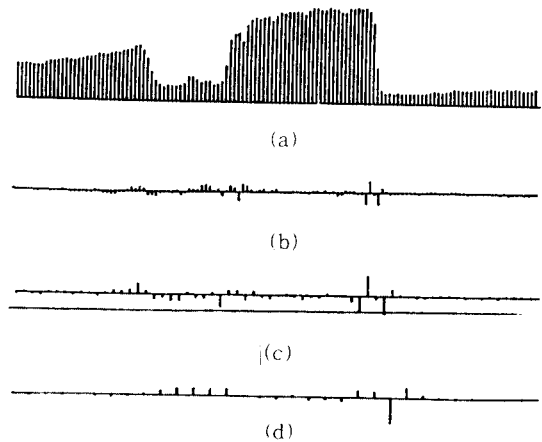


그림. 2 (a)원영상 (b)라플라시안 영상(L<sub>0</sub>)의 선영상 (c)라플라시안 영상(L<sub>1</sub>)의 선영상 (d)라플라시안 영상(L<sub>2</sub>)의 선영상

Fig. 2 Line videos (a)original (b)L<sub>0</sub> (c)L<sub>1</sub> (d)L<sub>2</sub>

표. 2 각 층별 초기 블럭 크기와 최종 블럭의 크기

Table. 2 Initial and final block sizes.

층수(i)	0	1	2
블럭크기			
초 기	16×16	8×8	4×4
최 종	4×4	4×4	2×2

L2의 최종 블록 크기를 4×4로 적용할 수 있으나 사람의 시각 구조는 저주파 왜곡에 민감하고<sup>2)</sup> 분산값과 엔트로피값이 L0, L1에 비하여 크기때문에 최종 블록 크기를 더욱 작게 2×2로 하여 세밀하게 분리하였다.

이상과 같이 Li를 평탄/윤곽 블록으로 분리하는 과정을 정리하면 다음과 같다.

우선 i층 Li영상을 k번 반복하여 분리한 부분력의 평균값( $\mu$ )과 분산값( $\sigma^2$ )은 각각 식(3),(4)로 된다.

$$\mu = \frac{1}{W^2} \sum_{p=0}^{W-1} \sum_{q=0}^{W-1} L_i(p,q) \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{W^2} \sum_{p=0}^{W-1} \sum_{q=0}^{W-1} (L_i(p,q) - \mu)^2 \quad (4)$$

여기서 W는 i층 라플라시안 피라미드 영상 Li을 k번 반복하여 분할한 블록크기이고 Li(p,q)는 위 해당 블록내의 화소 밝기이다.

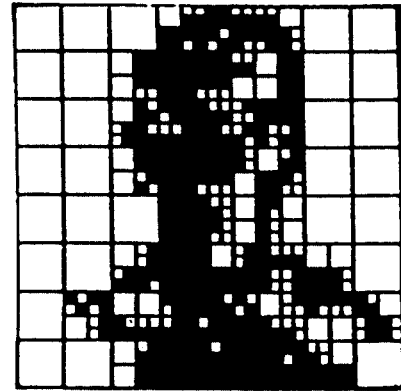
위와 같이 구한 해당 블록의 분산값이 식(5)와 같이 적절한 문턱값(TH)과 비교하여 평탄/윤곽 블록으로 구분한다.

$$\sigma^2 \begin{cases} < \\ = \\ > \end{cases} \text{TH} \quad (5)$$

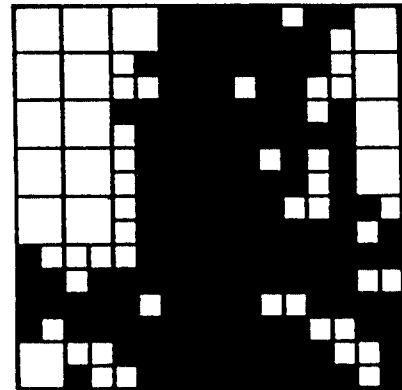
평탄 블록  
윤곽 블록

그림. 3은 식(5)의 문턱값을 30으로 GIRL영상에 적용하였을때 평탄/윤곽 블록으로 분할한 그림(단, L1과 L2는 각각 4배, 16배씩 확대하였음.)으로 저층일수록 평탄 블록의 면적이 넓어짐을 알 수 있다. 표. 3은 같은 조건하에서 LENA, GIRL, CRONKITE 영상에 대한 각 블록별로 측정된 통계치이다. 여기서 각 층별 면적란은 해당 블록의 총 화소수이다. 예를 들어, GIRL영상의 L0층인 경우 평탄/윤곽 영역의 비는 2.08(11072/5312)이다.

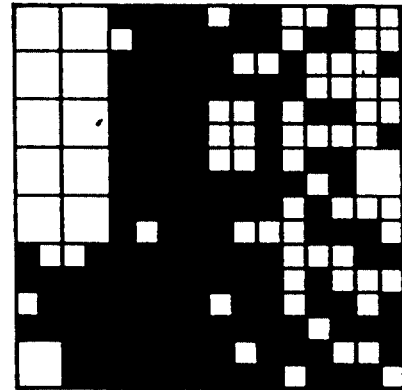
윤곽/총면적 비는 처리시간과 거의 비례한다. 즉 윤곽 영역의 면적이 작고 평탄 영역의 면적이 크면 평탄 영역은 평균 정보만을 바로 전송하므로 처리 시간은 현저히 줄어들 것이다.



(a)



(b)



(c)

그림. 3 GIRL영상의 평탄 블록과 윤곽 블록(TH=30) : 흑/백 블록은 각각 윤곽/평탄 블록을 표시 (a)L0 (b)L1 (c)L2

Fig. 3 Block splitting results for GIRL image(TH=30) : Black and white blocks represent edge and flat blocks, respectively. (a)L0 (b)L1 (c)L2

표. 3 라플라시안 피라미드 영상의 블럭별 분산값과 면적(TH=30)

Table. 3 Statistical characteristics of flat and edge blocks(TH=30).

통 블 록	영 상 각 종 계	LENNA			GIRL			CRONKITE		
		L <sub>0</sub>	L <sub>1</sub>	L <sub>2</sub>	L <sub>0</sub>	L <sub>1</sub>	L <sub>2</sub>	L <sub>0</sub>	L <sub>1</sub>	L <sub>2</sub>
평 탄	분 산	14.83	12.23	14.30	12.34	13.22	9.88	10.23	8.71	9.21
	면 적	9424	1152	320	11072	1696	392	13056	2320	520
윤 곽	분 산	236.97	239.76	382.01	172.97	187.50	250.77	188.09	301.57	446.45
	면 적	6960	2944	704	5312	2400	632	3328	1776	504
윤곽/총면적비		0.423	0.719	0.689	0.324	0.586	0.617	0.203	0.434	0.492

2. 부호화 방법

앞 절에서 각 층별 라플라시안 영상의 분산값의 크기에 의해 평탄/윤곽 블럭으로 분리하였는데 표. 3에서 알 수 있듯이 고층으로 갈수록 분산값이 증가하여 대부분이 윤곽 영역으로 판단되어질 것이다. 따라서 고층의 라플라시안 영상인 경우에는 평탄/윤곽 영역으로 분리하는 방법보다는 분리 절차없이 윤곽 블럭의 영상으로 간주하는 것이 더 효과적일 것이다. 그러면 각 층별 라플라시안 피라미드 영상의 부호화 방법을 살펴보기로 하자.

가) 최고층 라플라시안 영상

고층의 라플라시안 영상들은 저주파 성분을 포함하고 있어 영상의 재현시 근원이 되는 가장 중요한 정보이다. 최고층 라플라시안 영상(L<sub>1</sub>=g<sub>1</sub>)의 크기는 원칙적으로 1×1인 점이다. 그리고 N×N영상의 최고층수 f는 log<sub>2</sub>N이다. 그러나 최고층에 가까워질수록 영상의 크기가 작고 최고층에서부터 저층으로의 단계 정보량이 총 정보량의 약 10%정도 되는 층수가 약 3층 정도로 알려져 있다(참고 문헌 [2]에서 N=256 즉, f=8인 LENNA영상의 경우에는 L<sub>8</sub>에서 L<sub>1</sub>까지 할당된 정보량이 약 0.1bps이고 총 정보량(L<sub>8</sub>에서 L<sub>0</sub>까지)은 1.58bps이다). II에서 언급한 바와 같이 3층 라플라시안 영상 L<sub>3</sub>을 화소당 8bits를 할당하는 경우에 전체적인 평균 정보량은 0.125bps이다. 따라서 층수를 5층, 6층, ..., f층까지 높여도 전체적인 평균 정보량에는 크게 영향을 미치지 못하기 때문에 본 논문에서는 최고 층수를 크기가 1×1이 아닌 16×16인 3층으로(단 N=128) 하였고 화소당 8bits씩 할당하였다.

나) 저층 라플라시안 영상(L<sub>0</sub>~L<sub>2</sub>)

L<sub>0</sub>, L<sub>1</sub>, L<sub>2</sub>인 저층 영상의 경우에는 III.1에서 논한 윤곽/평탄 블럭을 부호화할 때 우선적으로 윤곽 블럭과 평탄 블럭의 위치를 나타내는 블럭 표시 비트 평면의 구성법부터 논하겠다.

1. 블럭 표시 비트 평면

각 층별 블럭 표시 비트로서, 계층적 데이터 구조를 지닌 quadtree방법을 이용하여 평탄 블럭은 "0", 윤곽 블럭은 "1"을 또는 그 역으로 할당하여 초기 블럭에서부터 윤곽 블럭의 최종 블럭 크기까지 윤곽 블럭은 계속적으로 분리시켜 블럭 표시 비트를 할당하여 전체적인 블럭 표시 비트 평면을 구성한다. 표. 4는 블럭 표시 비트 평면의 예를 보인 것으로 제일 먼저 초기 블럭(블럭분할 반복 횟수, k=0)의 평탄/윤곽 블럭을 0/1로 각각 표시하고(8개), 다음에 초기 블럭크기의 윤곽 블럭을 4등분하여(k=1) 다시 평탄/윤곽 블럭으로 분리하여 0/1을 각각 할당한다. 이 과정을 표. 2처럼 최종 블럭 크기까지 반복하여 표. 4의 하단에서 처럼 k=0에서 k=3의 블럭 표시 비트 평면을 구성하여 차례대로 전송한다.

표. 4 블럭 표시 비트 평면 구성

Table. 4 Structure of block bit plane.

블록 분할 반복 횟수	블럭별 비트 전송															
k=0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
k=1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
k=2																
블럭 표시	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
비트 평면	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1

1. 평탄 블럭 영상

평탄 블럭의 영상(블럭 표시 비트 평면에서 "0"인 블럭)은 해당 블럭의 평균값( $\mu$ : 식(3))을 균등 양자화하여 Huffman부호화 방법(2)을 사용하여 부호화한다. 표. 5는 8가지의 실험 영상을 이용하여 얻은 평탄 블럭의 평균값( $\mu$ )의 분포 확률에 따라 부호화한 Huffman부호화 결과를 보인 것이다. 여기서  $\mu$ 는 양자화된 평균값이다. 따라서 평탄 블럭의 평균값 전송에 필요한 평균 정보량은 블럭당 약 1.465비트가 된다. 한편, 표. 5에서  $\mu$ 는 거의 다 0에 가깝다는 사실은 당연한 것으로(원칙적으로 최고층을 제외한 라플라시안 영상  $L_n$ 는 DC성분이 없기 때문) 모든 평탄 영역에서의 평균값은 0으로 간주하여도(평균값을 전송하지 않고 0으로 재생하여도: 평탄 영역의 평균값이 그 영역에서의 분산값에 비해 매우 작기 때문에 무시 가능, 표. 1 및 표. 3참조) 정확히 평균값을 고려한 경우와 큰 오차는 없을 것이다.

표. 5 평탄 블럭의 Huffman 부호화  
Table. 5 Huffman coding of flat blocks.

$\mu$	$\mu'$	확률(pi)	Huffman Code
$-1 < \mu < 1$	0	0.7463	1
$3 \leq \mu < -1$	-2	0.1437	01
$1 < \mu \leq 3$	2	0.0700	001
$5 \leq \mu < 3$	-4	0.0107	00010
$3 < \mu \leq 5$	4	0.0073	00000
$9 \leq \mu < 5$	-7	0.0080	00001
$5 < \mu \leq 9$	7	0.0070	000111
$9 \geq \mu$	12	0.0043	0001101
$9 \leq \mu$	12	0.0027	0001100

1. 윤곽 블럭 영상

최종까지 분할된 윤곽 블럭은 벡터 양자화 방법을 사용하였으며 이 때 사용된 코드북은 각 라플라시안 영상별로 평탄 블럭을 제외시킨 학습 벡터(training vector)로부터 발생시켰다. 이렇게 함으로써 윤곽 부분에 좀더 안정된 코드북을 발생시킬 수 있어 윤곽 부분의 재생에 효율적이고, 평탄 영역은 코드북 검색 과정 없이 양자화된 평균값을 전송함으로써 기존 벡터 양자화 방법보다 코드북 검색 시간을 줄일 수 있으며 높은 압축율을 얻을 수 있다.

그런데 벡터 양자화 방법을 원영상에 직접 적용시킬 때 블럭 현상이 발생하는 단점이 있다. 이러한 단

점은 코드북을 많이 발생시켜 극복할 수 있으나 코드북이 증가함에 따라 코드북 검색 시간은 지수적으로 증가한다. 그러나 라플라시안 영상에서는 공간영역에서 각층별로 확장시키고 그 함으로써 영상을 순차적으로 복원하기 때문에 적은 수의 코드북으로도 블럭 현상이 거의 발생하지 않을 것이다.

IV. 실험 및 결과

III장에서 제안한 라플라시안 피라미드 부호화 알고리즘을 256 grey-level을 갖는 128x128 표준 영상에 대하여 적용하여 보았다. 전체적인 실험 방법은 그림. 1의 라플라시안 피라미드 시스템 구성도에 준하여 III.2 절에서 언급한 라플라시안 영상의 최상층을 3층(f=3)으로 제한하였으며, 여기서 지역 여파기, 간추 및 보간 방법은 참고문헌 [2]에서 사용한 방법을 그대로 적용하였다. 발생된 라플라시안 영상에 대해서는 식 (5)의 윤곽/평탄 블럭의 분리 기준에 의하여 분리하였으며, 각 층별로 평탄 블럭을 제외한 윤곽 블럭만의 영상으로써 LBG(Linde, Buzo, Gray) 알고리즘(1)을 이용하여 코드북을 발생하였다. 코드북 발생시 사용된 학습영상은 총 8개로 LENNA, GIRL, CRONKITE, WOMAN 등이며, 코드북의 크기는 라플라시안 영상의 각 층에 따라 달리하였다( $L_0$ 와  $L_1$ 는 256가지로,  $L_2$ 는 128가지이다.). 이때 각 층의 벡터 크기는 표. 2의 최종 블럭크기로 하였다. 한편 평탄 블럭은 식 (3)처럼 그 해당 블럭의 평균값을 표. 5와 같이 Huffman 부호화 기법을 이용하였다.

실험 결과의 평가를 위해서 다음 식과 같은 객관적 평가 기준의 하나인 첨두 신호대 잡음 전력비(PSNR: peak signal to noise power ratio)를 사용하였으며 성능 비교 대상 부호화 방법으로서는 본 논문과는 달리 평탄/윤곽 영역을 분리하지 않고 각 층별 영상으로부터 발생된 코드북을 이용하는 벡터 양자화 방법을 택하였다. 즉, 이 방법은 본 논문의 방법에서 사용한 식 (5)의 분턱값을 0으로 한 경우와 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{128 \times 128} \sum_{x=0}^{127} \sum_{y=0}^{127} (g_0(x,y) - r_0(x,y))^2} \quad (6)$$

그러면 앞서 언급한 코드북 발생시 학습 영상에 포함된 영상중 세가지 영상(GIRL, LENNA, CRONKITE)과 포함되지 않은 표. 6의 통계적 특성이 다른 세가지 영상(GRAND, COUPLE, MAN)에 대하여 식 (6)의 PSNR과 압축율에 대한 결과를 살펴보기로 하자. 기존의 벡터 양자화 방법으로 부호화하는 경우에는 영상의 통계적 특성에 관계없이 원 영상이 128×128인 경우에는 L<sub>0</sub>에 8192(8×32×32) bits, L<sub>1</sub>에 2048(8×16×16)bits, L<sub>2</sub>에 1792(8×16×16)bits, L<sub>3</sub>에 2048(8×16×16)bits가 할당됨으로써 총 할당 비트수가 14080bits이다. 이는 평균 정보량이 0.859bps가 된다.

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 식 (5)의 분산 문턱값에 따라 위에서 언급한 6개의 영상에 대하여 구한 결과는 그림. 4와 같다. 여기서 (a)는 PSNR을 나타내며 (b)는 BIT RATE를 나타낸 것이다. 표. 7은 문턱값이 30인 경우에 각 층별 문턱 표시 비트 평면, 평탄 불리의 평균, 윤곽 불리를 벡터 양자화했을 경우의 정보량과 PSNR을 나타낸 것이다. PSNR(\*)란은 문턱값이 0인 즉, 기존 벡터 양자화 방법의 PSNR값을 나타낸 것이다.

표. 6 실험 영상의 통계적 특성

Table. 6 Statistical characteristics of experimental images.

각 층	통 계	GRAND	COUPLE	MAN
원영상	분 산	2242.7	1028.6	2110.6
	엔트로피	7.02	6.96	7.25
L <sub>0</sub>	분 산	42.0	80.7	128.2
	엔트로피	4.04	4.95	5.31
L <sub>1</sub>	분 산	90.5	102.6	181.1
	엔트로피	4.68	5.22	5.63
L <sub>2</sub>	분 산	115.0	123.1	260.1
	엔트로피	5.03	5.33	5.91
L <sub>3</sub>	분 산	1947.0	707.9	1416.6
	엔트로피	6.59	6.34	6.74

그림. 4 및 표. 7의 실험 결과에서 알 수 있는 사실은 다음과 같다.

(1) 저층 라플라시안 피라미드 영상들의 분산값이 작을수록 압축율이 높다. 특히, 압축율은 L<sub>0</sub>의 분산값에 따라 좌우된다.

(2) 고층 라플라시안 피라미드 영상 L<sub>3</sub>에 에너지가 집중될수록(분산이 클수록) PSNR이 높고 압축율도 높다.

(3) PSNR면에서 보면 최고층에 에너지가 집중될수록 높다. 이는 상대적으로 저층의 분산값이 작아지기 때문에 주어질 수의 코드북에서 벡터 양자화 오차가 작아지기 때문이다.

(4) 압축율면에서 보면 저층에 에너지가 작을수록 높다. 이는 가장 공간면적이 넓은 저층에서 평탄영역이 넓어지기 때문이고 특히, L<sub>0</sub>의 평탄 영역에 의해 좌우된다.

식 (5)의 문턱값(TH)이 0인 기존의 벡터 양자화 방법인 경우에는 주어질 수의 코드북 하에서 양자화하기 때문에 벡터 양자화 오차량이 그 영상의 분산값에 크게 의존하게 된다. 따라서 저층 영상의 분산값이 큰 LENNA영상의 PSNR의 나머지 두개의 학습 영상 GIRL, CRONKITE에 비하여 떨어짐을 알 수 있고 LENNA영상과 비슷한 통계 특성을 갖는 실험 영상의 하나인 MAN는 더욱 PSNR이 떨어짐을 알 수 있다. 반면에 저층 영상의 분산값이 작은 더욱 PSNR이 떨어짐을 알 수 있다. 반면에 저층 영상의 분산값이 작은 CRONKITE영상은 높은 PSNR을 갖고 이와 비슷하게 실험 영상중에서 저층에서 분산값이 작은 GRAND영상은 학습 영상이 아니지만 벡터 양자화 방법을 적용하지 않는 L<sub>3</sub>에 87%의 에너지가 집중되어 있어 상대적으로 벡터 양자화 오차의 영향이 적어 높은 PSNR을 갖는다는 것을 알 수 있다.

고층으로 갈수록 라플라시안 영상의 에너지가 집중되어 있어서 재생시 저층 라플라시안 영상에 비해 많은 영향을 미치지 때문에 각 층별로 동일한 문턱값을 적용한 경우에는 고층 라플라시안 영상에서 발생하는 일화가 저층보다 심한 것이다. 그러므로 고층으로 갈수록 문턱값을 낮추는 것이 전체적인 PSNR을 높일 수 있을 것이다. 표. 8은 층별로 문턱값을 차등을 주어 적용한 결과를 나타낸 것으로 실험 1은 L<sub>0</sub>, L<sub>1</sub>, L<sub>2</sub>의 문턱값을 각각 30, 20, 10으로 적용한 경우이며 실험 2는 40, 20, 10으로 적용한 경우이다. 이 결과에서 알 수 있듯이 동일한 문턱값을 적용한 경우(그림. 4와 표. 7 참조)보다 같은 압축율에서 더 향상된 PSNR을 얻을 수 있었다.

한편, 그림. 5는 GIRL영상에 대하여 층별로 동일한 문턱값을 적용한 실험 결과로 영상의 크기가 실제로 128×128영상으로 그림. 5의 (a)은 원영상, (b)은



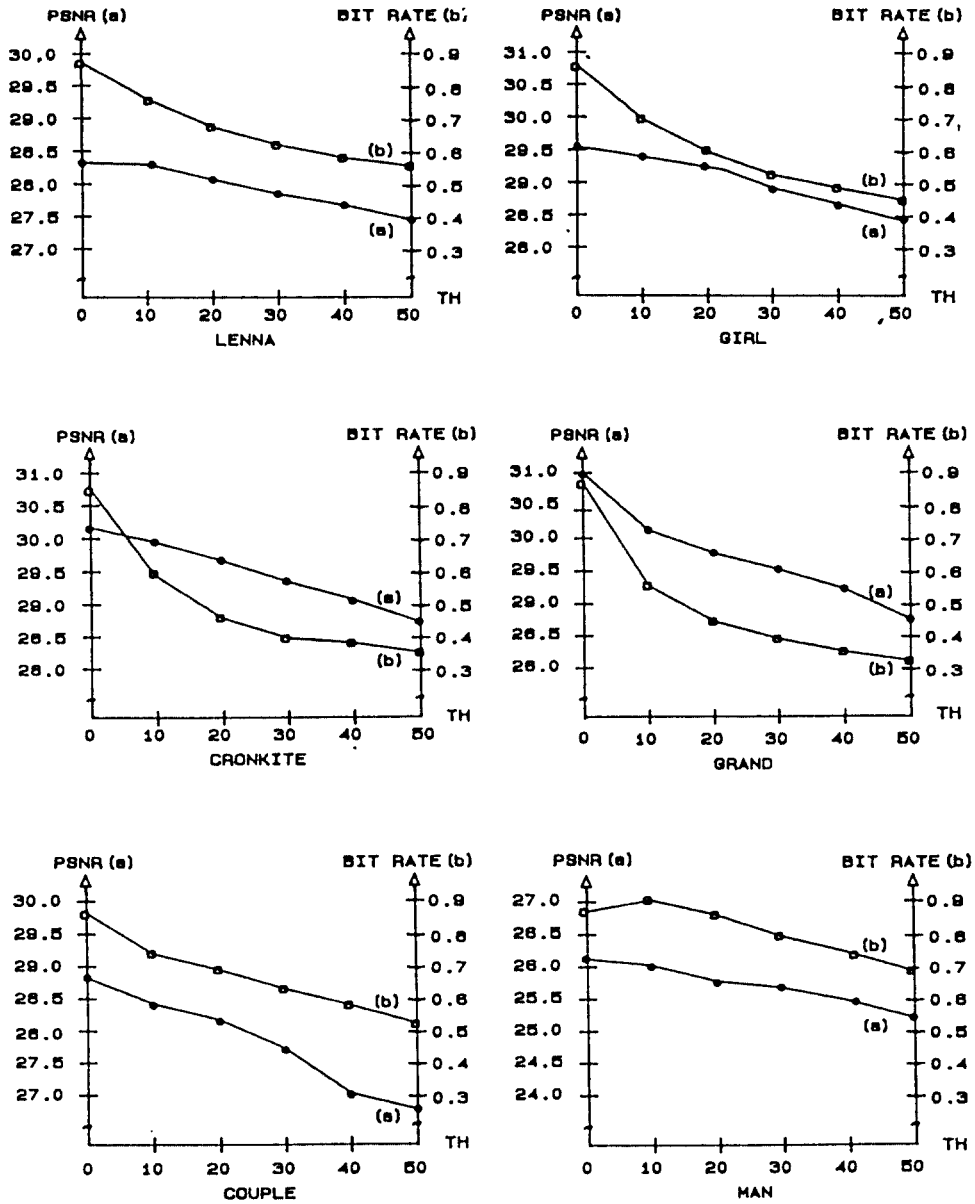


그림. 4 문턱값(TH)에 따른 성능 결과  
(a)는 PSNR을 나타내며 (b)는 BIT RATE을 나타낸다.

Fig. 4 Results of performance as threshold values,  
(a)and (b)note PSNR and BIT RATE, respectively.

표. 7 문턱값이 30일 경우의 학습 영상 및 실험 영상의 성능 비교

Table. 7 Performance comparison results for training and experimental images(TH=30)

영 상	LENNA				GIRL				CRONKITE			
	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보
L <sub>0</sub>	740	248	3480	4468	580	214	2656	3450	368	167	1664	2199
L <sub>1</sub>	296	83	1472	1851	256	83	1200	1539	216	86	888	1190
L <sub>2</sub>	288	222	1232	1742	272	178	1106	1556	248	195	882	1325
L <sub>3</sub>				2048				2048				2048
전체 정보량	10109bits(0.617bps)				8593bits(0.524bps)				6762bits(0.412bps)			
PSNR	27.844				28.929				29.344			
PSNR(*)	28.297				29.545				30.154			
영 상	GRAND				COUPLE				MAN			
	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보	표 시 정 보	평 균 정 보	V Q 정 보	총 정 보
L <sub>0</sub>	416	203	1688	2307	812	264	3992	5068	1084	286	5504	6874
L <sub>1</sub>	220	94	840	1154	284	87	1360	1731	300	43	1696	2039
L <sub>2</sub>	220	193	756	1169	248	195	952	1395	312	167	1428	1907
L <sub>3</sub>				2048				2048				2048
전체 정보량	6678비트(0.408bps)				10242비트(0.625bps)				12868비트(0.785bps)			
PSNR	29.598				27.690				25.638			
PSNR(*)	30.961				28.790				26.063			

표. 8 증변로 문턱값을 가변한 경우의 성능

Table. 8 Performances with variable threshold levels.

영 상 실험 능	LENNA		GIRL		CRONKITE	
	PSNR	BIT RATE	PSNR	BIT RATE	PSNR	BIT RATE
1	28.007	0.637	29.129	0.543	29.438	0.428
2	27.932	0.610	29.042	0.516	29.261	0.405
영 상 실험 능	GRAND		COUPLE		MAN	
	PSNR	BIT RATE	PSNR	BIT RATE	PSNR	BIT RATE
1	30.920	0.432	28.289	0.658	25.949	0.800
2	30.810	0.401	28.181	0.632	23.938	0.761

기존 벡터 양자화 방법으로 재생한 영상. (c)와 (d)은 본 논문에서 사용한 방법으로 문턱값이 각각 30, 50인 경우의 결과로 (d)은 화면에 일화가 심함을 알 수 있다.

그림. 6의 (a)은 L<sub>0</sub>, L<sub>1</sub>, L<sub>2</sub>의 영상을 각각 문턱값을 각각 30, 20, 10으로 적용한 결과이고 그림. 6의

(b)은 이들을 각각 40, 20, 10으로 적용한 결과이다. 이상과 같이 그림. 5와 그림. 6의 컴퓨터 시뮬레이션 결과에서도 라플라시안 영상을 각 증변로 가변하여 문턱값을 적용하는 것이 PSNR 계산값과 비슷하게 화질이 우수함을 알 수 있다.

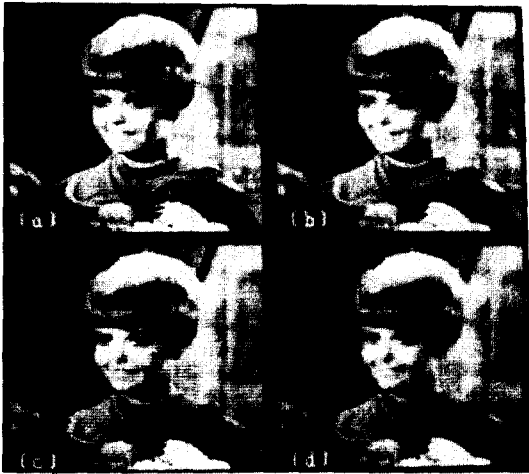


그림. 5 GIRL영상에 대한 결과  
 (a)원영상, (b)기존 벡터 양자화 방법(TH=0)  
 (c)제안한 방법(TH=30)  
 (d)제안한 방법(TH=50)

Fig. 5 Reconstructed images of GIRL.  
 (a)Original image.  
 (b)Conventional vector quantization method (TH=0).  
 (c)Proposed method(TH=30).  
 (d)Proposed method(TH=50).



그림. 6 문턱값을 가변시켜 복원한 GIRL 영상  
 (a) $L_0$ ,  $L_1$ 과  $L_2$ 의 문턱값을 각각 30, 20, 10으로 적용  
 (b) $L_0$ ,  $L_1$ 과  $L_2$ 의 문턱값을 각각 40, 20, 10으로 적용

Fig. 6 Reconstructed images of GIRL with variable threshold levels :  
 (a)Threshold values for  $L_0$ ,  $L_1$ , and  $L_2$  are 30, 20, and 10, respectively.  
 (b)Threshold values for  $L_0$ ,  $L_1$ , and  $L_2$  are 40, 20, and 10, respectively.

## V. 결 론

본 논문에서는 에너지 집중도가 작아 영상의 품질에 큰 영향을 미치지 못하면서도 공간 면적이 넓어 압축에 크게 영향을 미치는 저층 라플라시안 영상의 부호화에 적합한 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 저층 라플라시안 영상을 비교적 밝기 변화가 작은 평탄 블럭과 밝기 변화가 큰 윤곽 블럭으로 분리하여 평탄 블럭은 블럭내의 평균값만을 전송하고 윤곽 블럭은 벡터 양자화 방법으로 부호화함으로써, 압축율 면이나 처리 시간면에서 효율적임을 보였다. 평탄 블럭과 윤곽 블럭을 분리하는 문턱값을 각 층의 영상 특성에 따라 가변시키면 보다 우수한 성능을 얻을 수 있을 것으로 보이며 유사한 Subband Coding에서도 본 논문에서 제안한 방법이 유용하게 적용될 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

1. Linde, Y., Buzo A., and Gray R. M., "An Algorithm for vector Quantizer Design," IEEE Trans. on Communications, Vol. COM-28, No.1, pp.84-95, Jan. 1980.
2. P.J. Burt and E.H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as compact image code," IEEE Trans. on Communications, Vol. COM-31, pp.532-540, Apr. 1983.
3. K.N. Ngan, "Image display techniques using the cosine transform," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-32, pp. 173-177, Feb. 1984.
4. M.Kunt, A.Ikonomopoulos, and M.Kocher, "Second-generation imagecoding techniques," Proc. IEEE, Vol. 73, no. 4, pp.549-574, Apr. 1985.
5. C.H. Chen, "Laplacian Pyramid image data compression," IEEE Proc. ICASSP-87 Vol.2, pp.737-739, Apr. 1987.
6. 윤대회, 박광홍등, "Laplacian Pyramid Processing과 벡터 양자화 방법을 이용한 데이터 압축," 대한전자공학회 논문지, 제 25 권 제 5 호, pp. 78-86, 1988년 5월.

7. 이상욱, 박점형, "계층적 피라미드 구조와 DCT영역에서의 분류 벡터양자기를 이용한 점진적 영상 전송," 대한전자공학회 논문지, 제 26 권 제 8 호, pp.100-110, 1989년 8월.
8. W.K. Pratt, Digital image processing, New York, WILEY, 1977.
9. 김정규, 정호열, 최태영, "BTC와 VQ를 이용한 라플라시안 피라미드 영상 압축," 통신학회 하계 종합 발표대회 논문집, Vol. 10, no. 2, pp.149-153, 1991년 8월.
10. N. Ahmed, T.Natarajan, and K.R. Rao, "Discrete cosine transform," IEEE Trans. Comput., Vol. c-23, pp.90-93, Jan. 1974.
11. A.K. Jain, "A Sinusoidal family of unitary transforms," IEEE Trans. Pattern Anal. and mach. intell., Vol. PAMI-1, no.4, pp.356-365, Oct. 1979.
12. K. Knowlton, "Progressive transmission of gray scale and binary pictures by simple, efficient, and lossless encoding schemes," Proc. IEEE, Vol. 68, pp.885-896, 1980.
13. L. Wang and M. Goldberg, "Progressing image transmission using vector quantization on image in pyramid form," IEEE Trans. on Communication, Vol. COM-37, pp.1339-1349, Dec. 1989.



金正圭(Jung Kue KIM) 정회원  
1966년 8월 20일생  
1990년 2월 : 아주대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1992년 2월 : 아주대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학사)  
1992년 3월~현재 : (주)삼우통신연구원 과장

※주관심분야 : 영상압축, 디지털 신호처리 등.



鄭昊烈(Ho Youl JUNG) 정회원  
1966년 2월 2일생  
1988년 8월 : 아주대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1990년 8월 : 아주대학교 대학원 전자공학과 석사졸업(공학사)  
1990년 9월~현재 : 아주대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중

※주관심분야 : 점진적 영상 전송 기법, 디지털신호처리 등.



崔太永(Tae Young CHOI)正會員  
1950년 10월 24日生  
1970년 2월~1974년 2월 : 서울대학교 工科大学電子工學科 卒業(工學士)  
1976년 9월~1978년 8월 : 서울대학교 大學院 電子工學科(工學碩士)

1979년 10월~1982년 12월 : 프랑스 Aix-Marseille 3 大學(工學博士)

1983년 3월~現在 : 亞洲大學校 工科大学 電子工學科 副教授

※主關心分野 : 信號處理, 通信시스템.