

Laplacian Pyramid Processing 과 벡터 양자화 방법을 이용한 영상 데이터 압축

(Image Data Compression using Laplacian Pyramid Processing and Vector Quantization)

朴 光 勳*, 安 東 淳*, 車 日 煥*, 尹 大 熙*

(Gwang Hoon Park, Dong Soon Ahn, Il Whan Cha and Dae Hee Youn)

要 約

본 논문은 라플라시안 피라미드 프로세싱에서 발생된 quasi-bandpass 된 영상을 전송하기 위하여 벡터 양자화기를 사용하는 라플라시안 피라미드 벡터 양자화 방법을 제안 하였다. 제안된 방법의 성능은 컴퓨터 시뮬레이션으로, 같은 비트율에서 기존의 변환 코딩 방식과 비교 하였다. 실험 결과에서 라플라시안 피라미드 벡터 양자화 방법의 PSNR (peak signal-to-noise ratio) 은 변환 코딩 방법과 거의 비슷하고, 주관적인 평가에서는 약간 우수 하다는 평가를 받았다.

Abstract

This paper presents laplacian pyramid vector quantization (LPVQ) approach in which a vector quantizer is used to encode a series of quasi-bandpassed images generated by the laplacian pyramid processing.

Performance of the LPVQ is compared to those of DCT domain methods at the same bit rate via computer simulations. Experimental results show that the PSNR's (peak signal-to-noise ratio) for the LPVQ are almost the same as those of the DCT based methods. However, subjective study indicates the LPVQ obtains slightly higher scores than the DCT based techniques.

I. 서 론

영상 데이터 압축은 원하는 수준으로 영상의 품질을 유지 하면서 표현되는 영상의 데이터량을 최소화

하는 것이다. 영상의 일반적인 성질은 주변 화소와의 상관 관계(correlation)가 매우 높고 많은 중복성(redundancy)이 있기 때문에 압축된 코드를 얻기 위하여, 화소간의 상관 관계를 제거 하는 대표 값을 찾는 것이 우선 되어야 한다. 영상 신호가 갖고 있는 중복성을 제거하는 방법으로 예측 코딩(predictive coding)^[1]과 변환 코딩(transform coding)^[2,3,4] 등이 연구 되어 왔다.

예측 코딩 방식은 1.0-2.0 BPP(bit/pixel)에서

*正會員, 延世大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Yonsei Univ.)

接受日字: 1987年 11月 5日

(※ 본 논문은 한국과학재단 연구비 지원에 의해서 이루어진 것임.)

좋은 성능을 보이며 구성이 간단하여 실 시간 처리에 적합하지만 영상의 통계적 특성이 변하거나 잡음이 있는 전송로에서는 성능 저하를 일으킨다. 변환 코딩 방식은 0.5-1.0 BPP에서 좋은 성능을 나타내고 중복성 제거에 우수한 반면, 시스템 구성이 복잡하고 실 시간 처리가 어렵다. 처리된 영상 신호를 양자화 하기위한 벡터 양자화 방법(vector quantization ; VQ)^[6,6]은 스칼라 양자화기(scalar quantizer ; SQ)의 최소 단위인 1비트 양자화기에 비해 벡터로 조합된 신호를 부호화 하는 것으로 1BPP 이하로 화소당 비트 수를 낮출 수가 있고 간단히 시스템을 구성 할수 있으므로 널리 연구 되어지고 있지만 코드북을 생성하기 위하여 사용된 신호와 통계적인 특성이 다른 영상을 양자화 하는 경우 성능 저하가 발생 된다.^[6]

P. J. Burt와 E. H. Adelson은 차세대 영상 처리 기법으로 분류되는 방법의 하나로 라플라시안 피라미드 영상 코딩(laplacian pyramid image coding ; LPIC)을 제안 하였는데, 이는 예측 코딩과 변환 코딩의 양상을 조합한 것이다.^[7,10] LPIC를 실현하는데 있어 계산량은 비교적 간단하고 지역적이지만, 재생 영상의 품질을 원하는 수준으로 유지하면서, 필요한 압축율(compression ratio)은 변환 코딩 방법에 비해 낮다. 그러므로 본 논문에서는 분산(variance)과 엔트로피(Entropy)가 감소된 오차 영상(error image)을 연속적으로 발생시킬수 있는 라플라시안 피라미드 프로세싱(laplacian pyramid processing ; LPP)에 낮은 비트율을 실현할 수 있는 VQ로, 발생된 오차 영상을 코딩하는 라플라시안 피라미드 벡터 양자화 방법(laplacian pyramid vector quantization ; LPVQ)을 제안한다.^[14,18]

제안된 LPVQ는, 각기 통계적인 특성이 다른 영상을 입력하여도 LPP에서 발생된 오차 영상의 통계적 특성이 거의 일정하기 때문에 안정된 코드북을 얻을 수 있고 가장자리(edge)부분을 정확히 재생할 수 있는 잇점이 있으며, 그러한 잇점으로 기존의 공간 영역 VQ의 단점을 보완하는 한 방법으로도 제시될 수 있다.

비슷한 시기에 발표된 T. Saito의 LPVQ에서는 P. J. Burt의 LPIC와 비교하였을 경우, 같은 비트율에서 LPVQ가 LPIC보다 2-5dB의 성능 향상을 가져다 주며, 보다 보기 좋은 영상으로 재생됨을 보였다.^[17] 본 논문에서는 LPVQ의 성능을 0.860 BPP에서 Chen의 변환 코딩 알고리즘^[8]과 비교하였고, 또 0.360 BPP에서 Chen의 방법에 VQ를 도입한 수정된 방법과 비교 하였다.

시뮬레이션 결과에서, LPVQ는 객관적인 평가 방법인 PSNR(peak-signal-to-noise ratio)로는 DCT 방법과 거의 성능이 비슷하지만 주관적으로는 보다 높은 점수를 얻었다.

본 논문에서 사용된 영상은(128×128)크기, 256계조도(gray level)를 갖고 통계적인 특성이 현저하게 차이나는 여섯개의 표본 영상을 사용하여 각 시스템의 성능 평가에 객관성을 부여 하였다.

II. 라플라시안 피라미드 벡터 양자화 방법

LPVQ의 엔코더(Encoder) 블럭 구성도는 그림 1과 같다. 그림 1에서 (128×128)입력 영상 G0(128)은 저역 통과 필터링되고 decimate되어 (64×64) 축소된 영상 G1(64)를 얻는다. 압축 영상 G1(64)는 다시 보간(interpolate)되어 (128×128)로 확장된 영상이 되고, 이는 다시 G0(128) 영상에서 빠져서 오차 영상 L0(128)을 생성 한다. 이와 같은 과정을 반복하여 오차 영상 L1(64)와 L2(32)를 얻는다.

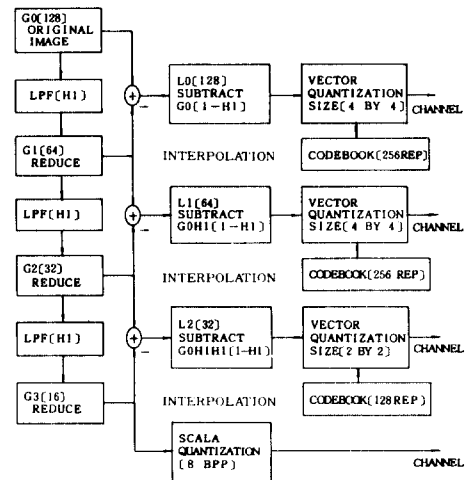


그림 1. 라플라시안 피라미드 벡터 양자화기 엔코더
Fig. 1. Laplacian pyramid vector quantization encoder.

REP : Representative Vector.

위의 과정을 영상에 적용하여 나타낸 결과는 그림 2에서 보여진다. Burt와 Adelson의 LPIC에서는 발생된 오차 영상과 최종적으로 압축된 G3(16)영상을 화소 값(pixel value)의 견지에서 단지 균일 스칼라 양자화기(uniform scalar quantizer)를 사용하여 코딩하는데, 이는 오차 영상의 엔트로피와 분산

값이 원 영상에 비해 매우 적다는 것에 기본을 둔 것이지만, 원하는 수준의 품질을 유지하면서 높은 압축율을 얻는 데 제약이 따른다. 영상의 재생은 그림 3에서 보는 바와 같이 엔코더와 역순으로 G3 (16)부터 각 단계마다 전송된 데이터를 더함으로써 최종적으로 재생된 영상을 얻는다.

그림 1에서 저역 통과 필터링 (low-pass filtering ; LPF) 은 가우시안 분포 (gaussian distribution) 모양을 갖는 (5×5) 창 함수와 영상 신호와의 컨볼루션 (convolution) 을 행하여 수행 한다.¹⁾ G0 (128)에서 G3 (16) 영상까지 각 단계의 영상을 구성하는 식은 N을 라플라시안 피라미드 단계의 수 (number of level) 라 하고 C_l과 R_l을 l 단계의 차원이라 하면 다음과 같다.

$$g_{\ell}(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) \cdot g_{\ell-1}(2i+m, 2j+n) \quad (1)$$

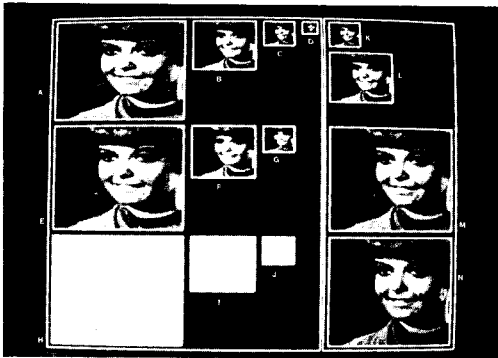


그림 2. 라플라시안 피라미드 프로세싱을 통과한 영상

Fig. 2. Images relevant to the Laplacian pyramid processing.

- (a) original image.
- (b) (64×64) reduced image.
- (c) (32×32) reduced image.
- (d) (16×16) reduced image.
- (e) (128×128) expanded image.
- (f) (64×64) expanded image.
- (g) (32×32) expanded image.
- (h) (128×128) error image.
- (i) (64×64) error image.
- (j) (32×32) error image.
- (k) (32×32) reconstructed image.
- (l) (64×64) reconstructed image.
- (m) (128×128) reconstructed image in which (128×128) error image is excluded, and
- (n) (128×128) reconstructed image.

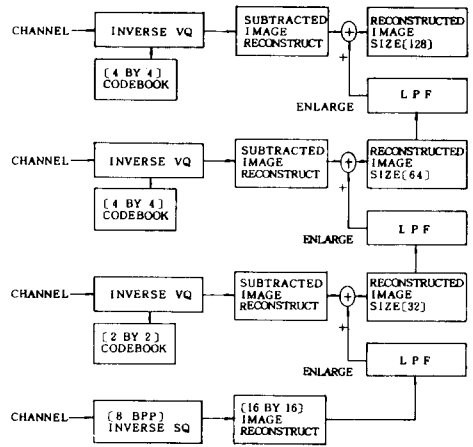


그림 3. 라플라시안 피라미드 벡터 양자화기 디코더
Fig. 3. Laplacian pyramid vector quantization decoder.

for level $0 < \ell < N$, and node i, j $0 \leq i \leq C_{\ell}$, $0 \leq j \leq R_{\ell}$

윗 식에서 $0 < \ell < N$ 은 단계 (level) 를, $0 \leq i \leq C_{\ell}$ 과 $0 \leq j \leq R_{\ell}$ 은 노드 (node) 를, C_{ℓ} 과 R_{ℓ} 은 ℓ 번째 단계의 차원 (dimension) 을 각각 나타낸다. 그리고 위와 같이 압축된 영상을 그 전 단계의 영상과 같은 크기로 확장 시키는 확장 함수는 식 (2)와 같이 주어지며, 여기서 $(i-m)/2$ 와 $(j-n)/2$ 는 모두 정수 일때만 가능 하도록 한다.

$$g_{\ell, n}(i, j) = 4 \cdot \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) \cdot g_{\ell-1}((i-m)/2, (j-n)/2) \quad (2)$$

$0 < \ell \leq N$, $0 \leq n$, $0 \leq i < C_{\ell-n}$, $0 \leq j < R_{\ell-n}$

식 (1)과 식 (2)에서 보는 바와 같이 각각의 식은 곱셈과 덧셈으로만 구성되어 있고 이런 식은 고속 알고리즘으로 구성될 수 있다. 실제로 P. J. Burt는 식 (1)과 식 (2)의 고속 알고리즘인 HDC (hierarchical discrete correlation) 를 제안하여 DCT 변환 알고리즘에 일반적으로 쓰이는 FFT (fast fourier transform) 와 비교하였는데 식 (3)은 계산량을 비교하는 식으로 HDC가 FFT 보다 매우 효율적이라는 것을 증명하였다.

$$\frac{N_{HDC}}{N_{FFT}} = \frac{K^2}{(r^2-1) \log_2 N \cdot \log_r N} \quad (3)$$

여기서 K는 창 함수의 크기, N×N은 영상의 크기, r은 scale factor로 본 논문에 적용할 경우, K=5, r=2, N=128이 되고 계산비는 25/147이 된다.

즉 HDC를 이용하여 LPVQ를 구현하였을때 DCT를 이용한 변환 코딩 방법보다 상대적으로 계산량이 매우 낮다는 잇점이 있다.^[7,13]

LPVQ에서 사용된 창 함수는 LPIC와 같은 방법을 사용하였으며, 실제 시스템에 적용되었을 때를 고려하여 중요 변수인 α 값은 0.6으로 고정하여 모든 표본 영상에 적용하였다.^[7]

그림 4와 표 2에 정리된 것과 같이, 통계적인 특성이 현저하게 차이나는 여섯 개의 입력 영상을 LPP에 적용하여 그림 2-(H, I, J)와 같은 오차 영상을 구하여 히스토그램을 표시하면 그림 5와 같고 식 (4)와 같이 정의되는 엔트로피로 각각의 오차 영상에 필요한 비트수를 나타내면 표 1과 같다.

$$H = -\sum_{i=0}^{255} P_i \cdot \log_2 P_i \quad (4)$$

여기서 P_i 는 양자화 출력 값의 발생 확률을 나타낸다.

그림 2-(H, I, J), 그림 5, 그리고 표 1로부터, LPP를 적용하여 발생된 임의의 입력 영상의 오차 영상은 다음과 같은 성질을 갖는다.

- (1) 오차 영상의 분산은 거의 일정하다.
- (2) 각 단계에서 연속적으로 발생되는 오차 영상은 대역 통과 필터링을 한 효과로 인해 중복성과 상관 관계가 감소 된다.
- (3) 일정한 엔트로피와 영점 평균을 갖는 라플라시안 분포를 갖는다.
- (4) 각각 다른 입력 영상에서 발생된 오차 영상의 통계적 특성은 거의 일정하다.

위와 같은 성질은 DCT를 이용한 변환 코딩의 변환 계수와 비슷한 특징을 보유하게 되고,^[4] 그러한

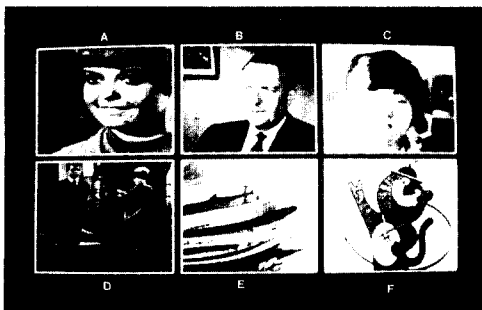
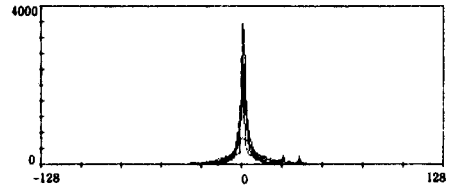


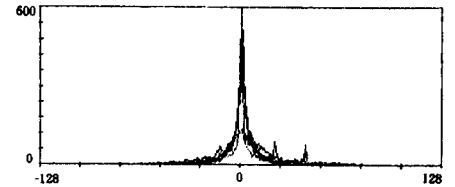
그림 4. 시뮬레이션에 사용된 표본 영상

Fig. 4. Test images used for the simulations.

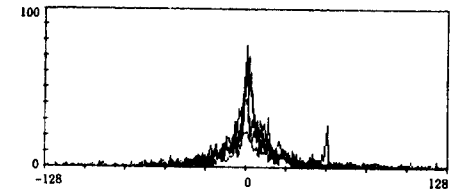
- (a) GRL. (b) KITE. (c) PGH.
(d) COUPLE. (e) BOAT and. (f) HDR.



(a) Histograms of the (128×128) error images.



(b) Histograms of the (64×64) error images.



(c) Histograms of the (32×32) error images.

그림 5. 여섯개 오차 영상의 히스토그램
Fig. 5. Histograms of the error images.

표 1. 오차 영상의 엔트로피
Table 1. Entropies of the error images.

SIZE	(128×128)	(64×64)	(32×32)
ENTROPY			
GRL	4.64	5.30	5.86
KITE	4.26	5.16	5.84
PGH	4.54	5.48	6.31
COUPLE	4.80	5.26	5.60
BOAT	6.19	6.42	6.63
HDR	5.71	6.17	6.80

오차 영상의 명백한 형태를 벡터 양자화함으로서 코드의 안정성을 얻을 수 있다.

일반적으로, 공간 영역 VQ는 MSE(mean square error)를 양자화 왜곡(distortion of quantization)의 측정으로 이용 할때 가장자리 정보를 잃어 버릴 수 있는 단점이 있는데,^[16] LPP에서 발생된 오차 영상은 앞에서 언급한 네개의 성질외에, 그림 2-(H, I, J)에서 보는 바와 같이 대부분이 가장자리를 나타내

표 2. 시뮬레이션에 사용된 표본 영상의 통계적 성질

Table 2. Statistical characteristics of test images used in simulation.

	GRL	KITE	PGH	COUPLE	BOAT	HDR
MEAN	67.43	86.59	134.33	39.97	137.43	180.11
VARIANCE	1,325.20	2,921.50	6,039.99	1,170.03	4,478.87	7,935.11
HOR. COR.	0.963	0.962	0.988	0.893	0.907	0.858
VER. COR.	0.951	0.967	0.983	0.920	0.816	0.902
DIAG. COR.	0.928	0.935	0.975	0.838	0.757	0.801

HOR. COR. : Horizontal correlation

VER. COR. : Vertical correlation

DIAG. COR. : Diagonal correlation

는 정보들로 구성된 오차 영상을 VQ 함으로서 상대적으로 적은 수의 대표 벡터로 안정된 코드 북을 얻을 수 있으며, 전송시 채널 잡음(channel noise)이 입력되지 않을 경우에는 확장 과정에서 각 단계의 영상 정보가 서로 보완 관계에 있음으로 해서 가장자리 부분을 거의 완벽하게 재현 할 수 있다.

LPVQ는 오차 영상이 지역적으로 연산 처리되고, 각 단계에서 발생된 오차 영상의 크기와 통계적 특성이 다르므로 각 단계의 특성에 맞는 코드 북을 소유 하는 것이 유리하다.

일반적으로 공간 영역에서 VQ를 하는 경우 코딩하려는 블록(block)의 차원을 크게 하면, 재생된 영상에서 이웃하는 블록의 평균 값이 크게 다른 경우의 수가 적게되어, 경계 효과(blocking effect)가 줄어든다.¹⁸⁾ 그러나 상대적으로 코드 북의 크기가 커져서 계산량과 메모리(memory) 면에서는 효율적이지 못하여, 코드 북의 차원을 결정 할때 신중을 요한다.

LPVQ에서는 그림 1에서 보는 바와 같이 오차 영상 L2(32)가 (128×128)의 재생 영상이 되기 위해서는 두번의 확장 과정이 필요하고, 오차 영상 L1(64)는 한번의 확장 과정을 요한다. 그리고 상대적으로 작은 L2(32) 오차 영상은 기본적으로 근원(seed)이 되는 가장자리 정보만으로 구성되고, 간단한 형태의 모양을 갖게 되어 있어서 벡터의 차원을 낮게 해서 전송하여 VQ에 요하는 계산량과 메모리를 줄이도록 한다. 또한, L1(64)나 L0(128)은 기본적으로 구성된 L2(32)에 덧 붙여지는 가장자리 정보들로 구성되어 있어 세밀히 가장자리를 재현하기 위해서는 벡터의 차원을 크게해서 경계 효과가 줄어들도록 한다. LPVQ에서는, L2(32)는 (2×2)

크기의 128개 대표 벡터로, L1(64)와 L0(128)은 일반적으로 공간 영역에서 사용되는 (4×4) 크기의 256개 대표 벡터로 코딩하였다. 이는 LPIC에서 스칼라 균일 양자화기를 적용하여 코딩한것 보다, 오차 영상에서 변화가 심한 정보를 재현하는데 유리하게 되며 양자화 잡음을 최소화 시키고, 동시에 화소당 비트 수를 낮출수 있다.

또한 최종적으로 축소된 G3(16) 영상은 연속적인 재생 과정에서 근원이 되며 영상에 대한 낮은 주파수 영역의 정보가 최대로 압축되어 있으므로 정확히 코딩할 필요가 있어 8비트 스칼라 양자화기로 코딩 하였다.

LPIC나 LPVQ는 점진적 영상 전송(progressive image transmission)에 매우 적합한 알고리즘이므로 가장 큰 오차 영상 L0(128)은 작은 비트율을 요하는 전송 선로나, 중복성이 커서 낮은 비트율에서도 고품질의 영상을 재생할 수 있을 때는 제외 할수 있게 하였다. 하지만 재생 영상에서 가장자리 부분을 확실히 재생하기 힘들게 되며, 이는 전송된 양자화 잡음에 민감하지 않도록 하는 범위 내에서 가장자리를 선명하게 하는 연산자를 사용하여 보간함으로써 해결할 수 있다.¹⁵⁾ LPVQ에서 사용된 VQ 방법은 일반적인 VQ(General VQ)를 사용하였으며 LBG 알고리즘을 이용하여 코드 북을 구성하였다.¹⁶⁾

III. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 및 고찰

LPVQ의 성능은 0.860 BPP와 0.360 BPP 에서 그림 4에 나타난 여섯 개의 표본 영상에 적용하여 DCT를 기본으로 하는 방법과 비교하였다.

시뮬레이션에 사용된 영상은 두개의 군(Group)으로 나누었다. 표 2와 그림 4-(A, B, C)에서 보는 바와 같이 상관 계수가 0.95-0.98로 주변 화소와 높은 상관 관계를 가진것은 Group-1, 그리고 상관 계수가 0.75-0.89로 주변 화소와 상관 관계가 낮은 그림 4-(D, E, F) 영상을 Group-2로 분류하였다. 그리고 각 군내에는 평균값과 분산값의 차이가 큰 3개의 표본 영상을 택함으로써, 코드북 발생후에 실제적인 시스템에 적용도 가능하게 하였다. 각 코드 북은 각 군 내의 영상을 학습 벡터(training vector)로 사용하여 구성하였다.

시뮬레이션은 학습 과정에 속하지 않은 영상으로 코딩함으로써 성능을 비교해 보아야 하지만, 본 연구에서는 학습 과정내의 영상을 코딩하여 비교하였다. 그러나 학습 과정에 사용된 영상의 통계적 성질은 매우 다르지만, LPP에서 발생된 오차 영상이나 DCT 변환을 한 변환 계수들은 통계적 성질에 안정

하기 때문에 구성된 코드 북은 임의의 입력 영상에 매우 안정하다.

두개의 군으로 분류 시킨것은 Video Phone 이나 화상 회의에 사용될 경우 Group-1의 코드 북으로 영상을 코딩하고, 풍경이나 급격히 변화하는 화상을 코딩할 경우 Group-2의 코드 북으로 코딩하도록 하여 다양한 영상을 전송하기 위함이다. 시뮬레이션에서 코드 북은 LBG 알고리즘^[6]으로 구성 하였고 각각의 왜곡 임계치(distortion threshold)는 0.1로 제한 하였다.

비교된 변환 코딩 알고리즘은 DCT 된 각 부영상을 AC 에너지값에 적용되도록 4개의 부류(Class)로 나누어 비트 할당을 시켜주는 적응 코사인 변환 코딩 방법을 사용하였다.^[8] 각각의 영상은 (16×16) 부영상으로 분할되고 중복(overlap) 하지않고 이차원 DCT^[9]에 의해 변환 되었다. 이 방법은 0.860 BPP에서 LPVQ와 비교되었으며 이후 DCT-SQ라 칭한다. DCT 변환 계수들은 영상의 통계적 특성이 변화 하여도 비교적 안정되고 각 부 영상의 좌측 최상단에 97%의 에너지가 몰린 형태를 가지고 있으므로 DCT 계수들의 에너지 분포 형태에 따라 구역(zone)을 형성하여 필요한 수 만큼의 비트를 할당하여 양자화 하거나, 하지 않음으로서 데이터량을 줄일 수 있다. DCT 알고리즘에 VQ를 도입하는 것은 여러 가지 제안된 방법이 있고, 각 방법에 따라 성능의 차이도 있지만,^[11,12] 본 연구에서는 시스템의 구현을 용이하게 하기위해 DCT 변환을 한 (16×16) 부 영상에서 (0,0) 항의 DC 성분과 높은 AC 에너지를 갖는 (1,0), (1,1), (2,0), (0,2) 항은 최적 스칼라 양자화기^[6]로 코딩하고, 비교적 AC 에너지 집적도가 낮은 부분은 독립된 일곱개의 벡터 양자화기로 코딩하고, 그외 부분의 정보는 비교적 의미가 없음으로 제거 하도록 하였다. 이는 그림 6에 나타내어지며 L-PVQ와 0.360 BPP에서 비교되었고 이후 DCT-VQ라 칭한다.

위에서 제시된 LPVQ, DCT-SQ, 그리고 DCT-VQ에서 발생된 모든 정보는 더 이상의 압축 처리(예: DPCM(differential pulse code modulation), runlength encoding, huffman coding)를 하지않고 전송되는 것으로 하였으며 그와 같은 압축 처리를 할 경우 비트율을 더욱 낮출 수가 있다. 시뮬레이션에서 비교된 LPVQ, DCT-SQ, DCT-VQ 알고리즘을 표로 분석하면 표 3과 같다.

재생된 영상의 객관적인 평가로는 다음과 같이 정의되는 PSNR을 사용하였으며 평가 결과는 표 4에 정리하였다.

	SQ1	SQ2	SQ3	VQ1	VQ2	VQ3	VQ4	VQ5	VQ6	VQ7	0	0
SQ1	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9		
SQ2	1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8			
SQ3	2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7				
VQ1	3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6					
VQ2	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5						
VQ3	5,0	5,1	5,2	5,3	5,4							
VQ4	6,0	6,1	6,2	6,3								
VQ5	7,0	7,1	7,2									
VQ6	8,0	8,1										
VQ7	9,0											
0												
0												

1) DECOMPOSITION OF SCALAR QUANTIZATION :

SQ1 : (0,0)
 SQ2 : (1,0) (0,1)
 SQ3 : (2,0) (1,1) (0,2)

2) DECOMPOSITION OF VECTOR QUANTIZATION :

VQ1 : (3,0) (2,1) (1,2) (0,3)
 VQ2 : (4,0) (3,1) (2,2) (1,3) (0,4)
 VQ3 : (5,0) (4,1) (3,2) (2,3) (1,4) (0,5)
 VQ4 : (6,0) (5,1) (4,2) (3,3) (2,4) (1,5) (0,6)
 VQ5 : (7,0) (6,1) (5,2) (4,3) (3,4) (2,5) (1,6) (0,7)
 VQ6 : (8,0) (7,1) (6,2) (5,3) (4,4) (3,5) (2,6) (1,7) (0,8)
 VQ7 : (9,0) (8,1) (7,2) (6,3) (5,4) (4,5) (3,6) (2,7) (1,8) (0,9)

그림 6. DCT-VQ에서 재 배치된 블럭 변환 계수
 Fig. 6. Sub-block transformed coefficients which are decomposed in DCT-VQ.

표 3. 시뮬레이션에서 사용된 알고리즘 비교
 Table 3. Comparison of used algorithms in simulation.

방 법	대표벡터 수	BLOCK SIZE	대표벡터 크기	VQ BPP	VQ BITS	부가정보 BPP	부가정보 BITS	TOTAL BITS
DCT-VQ	64	16×16	4×1-10×1	0.164	2688	0.196	3211	0.360
DCT-SQ	16×16	0.860	14090	0.860
LPVQ	16×16	0.125	2048	0.360
	128	32×32	2×2	0.109	1792	
	256	64×64	4×4	0.125	2048	
	256	128×128	4×4	0.500	8192	0.860

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{(255)^2}{\frac{1}{(128)^2} \sum_{i=1}^{128} \sum_{j=1}^{128} (G_s(i,j) - R_s(i,j))^2} \quad (dB) \quad (5)$$

표 4로부터 상관 관계가 높은 Group-1에서는

표 4. 각 영상에 대한 객관적 평가(PSNR)
Table 4. PSNR's of the reconstructed images.

BPP	0.860 BPP		0.360 BPP	
	LPVQ	DCT-SQ	LPVQ	DCT-VQ
GRL	31.16	31.95	29.44	29.48
KITE	29.12	32.14	27.14	28.06
PGH	29.55	32.21	28.15	28.97
COUPLE	29.43	29.73	27.08	26.77
BOAT	24.30	23.68	21.24	20.15
HDR	20.30	20.95	18.10	18.23

LPVQ가 DCT를 기본으로하는 코딩 방법보다 약 0.59-2.15 dB 낮은 반면 상관 관계가 낮은 Group-2에서는 LPVQ가 변환 코딩 방법과 비슷한 성능(-0.11~0.43 dB)을 보임을 알 수 있다. 즉 LPVQ는 객관적 평가면에서 상대적으로 시스템 구현이 어려운 DCT 변환 코딩 방법과 비슷한 성능을 유지함을 알 수 있다.

영상의 품질을 평가 하는데 있어 눈으로 직접 보아서 판단하는 주관적 평가 방법도 있다. 현재 진행 중에 있는 차 세대 영상 코딩 기법도 숫자로 표시되는 객관적 평가 보다, 사람의 눈, 뇌, 신경 조직의 특성에 맞게 연구되고 있다. 즉 사람이 보기에 편한 시스템을 구현하고 있는 것이다. 본 연구에서도 앞에서 제시된 시스템의 성능을 평가하기 위해 주관적 평가 방법을 도입하였다. 평가의 수행은 100명의 학습되지 않은 사람에게 직접 화면에 표시된 영상을 보이고 제일 좋다고 생각되는 영상에 1점을, 나머지 0점을 주도록 하여 각 시스템의 성능을 평가 하였으며, 표 5에 그 결과를 나타내고 있다. 표

표 5. 주관적인 평가방법에 의한 통계 조사
Table 5. Scores of subjective evaluation.

BPP	0.860 BPP		0.360 BPP	
	LPVQ	DCT-SQ	LPVQ	DCT-VQ
GRL	51	49	58	42
KITE	60	40	58	42
PGH	38	62	54	46
COUPLE	52	48	53	47
BOAT	67	33	69	31
HDR	60	40	56	44
TOTAL	328	272	348	252
MEAN	55	45	58	42

5에 나타난 결과와 같이, 직관적으로 사람이 보기에, LPVQ가 변환 코딩의 DCT-SQ나 DCT-VQ 보다 약간 우수하고, 특히 영상의 상관 관계가 낮은 영상에서 우수하다는 평가를 받았다.

LPVQ, DCT-SQ, 그리고 DCT-VQ로 재생된 영상 처리 결과인 그림 7과 그림 8에서 나타내어진 것과 같이, LPVQ는 공간 영역 VQ나 변환 코딩 기법에서 일반적으로 발생하는 경계 현상이나 블러 현상이 관찰되지 않으며, 특히 가장자리 부분을 뚜렷이 재생할 수 있고, 낮은 비트율에서 DCT 변환 코딩 방법에서 영상이 snowy하고 blurred하게 재생되는 단점을 찾아 볼수 없었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 기존의 LPIC가 압축율면에서 바람직하지 못하다는 것을 개선하는 한 방법으로, 또한 기존의 공간 영역 VQ가 가장자리 부분을 정확히 재생하기 힘들다는 것을 보완하는 VQ의 한 방법으로 LPVQ를 제안 하였다.

LPVQ의 성능은 객관적인 평가와 주관적인 평가로 나누어 DCT를 기본으로 하는 변환 코딩 방법과 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 비교하였다.

제안된 LPVQ는 각기 다른 통계적인 특성을 갖는 영상들로부터 안정된 코드 북을 얻을 수 있다는 것과 블러 현상이 발생되지 않으며 가장자리 부분을

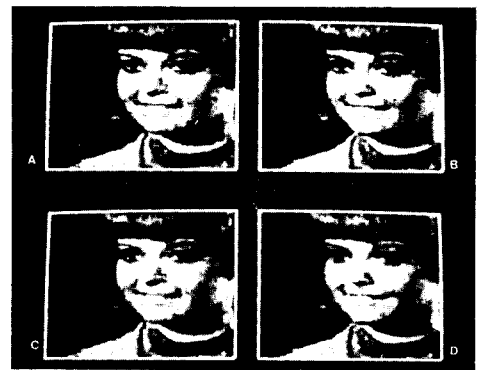


그림 7. 0.860 BPP와 0.360 BPP에서 재생된 GRL 영상

Fig. 7. Reconstructed GRL images at 0.860 BPP and 0.360 BPP.

- (a) LPVQ at 0.860 BPP.
- (b) DCT-SQ at 0.860 BPP.
- (c) LPVQ at 0.360 BPP.
- (d) DCT-VQ at 0.360 BPP.

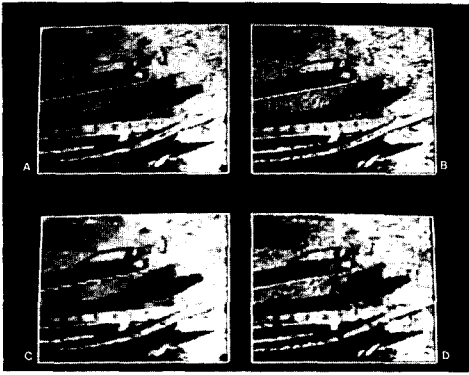


그림 8. 0.860 BPP와 0.360 BPP에서 재생된 BOAT 영상

Fig. 8. Reconstructed BOAT images at 0.860 BPP and 0.360 BPP.

- (a) LPVQ at 0.860 BPP.
- (b) DCT-SQ at 0.860 BPP.
- (c) LPVQ at 0.360 BPP.
- (d) DCT-VQ at 0.360 BPP.

정확히 처리할 수 있음을 시뮬레이션을 통하여 보았다.

제한된 시뮬레이션으로부터 LPVQ는 객관적인 평가면에서 DCT를 기본으로 한 방법과 비슷한 성능을 보이고 주관적으로는 비교적 사람이 보기에 좋은 영상으로 재생됨을 보였다.

앞으로, 본 논문에서 고려되지 않은 채널 잡음 발생시 잡음이 누적되는 LPIC나 LPVQ의 단점을 보완하는 방법, II장에서 간단히 언급된 가장자리 선 명화를 위한 방법, 그리고 VQ에서 코드 북 작성을 용이하게 할수 있고, 코드 북 검색 시간을 줄일수 있는 연구와, LPP 과정에서 컴블루션 과정을 HDC 알고리즘으로 구현하여¹³⁾ 효과적으로 계산량을 줄일 수 있는 연구가 부가되어야 하겠다.

参 考 文 献

[1] B. Girod, "Adaptive prediction for DPCM coding of TV signals," *IEEE Trans. ASSP*, vol. ASSP-29, pp. 1142-1147, Dec. 1981.

[2] A. Habibi, "Survey of adaptive image coding techniques," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-25, no. 11, pp. 1275-1284, Nov. 1977.

[3] W.H. Chen and H. Smith, "Adaptive coding of monochrome and color images," *IEEE Trans. on Commun.* vol. COM-25, no. 11, pp. 1285-1292, Nov. 1977.

[4] K.A. Aizawa, H. Harashima and H. Miyakawa, "Adaptive discrete cosine transform coding with vector quantization for color images," *ICASSP 86, TOKYO*, pp. 20.1.1-20.1.4.

[5] Y. Linde, A. Buzo and R.M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980.

[6] J. Makhoul, S. Roucos and H. Gish, "Vector quantization in speech coding," *Proc. IEEE* vol. 73, no. 11, Nov. 1985.

[7] P.J. Burt and E.H. Adelson, "The laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-31, pp. 532-540, April 1983.

[8] Joel Max, "Quantizing for minimum distortion," *IRE Trans. on Information theory*, vol. IT-6, no. 1, pp. 7-12, Mar. 1960.

[9] M.J. Narasimha and M. Peterson, "On the computation of the discrete cosine transform," *IEEE Trans. on Commun.*, vol. COM-26, no. 6, pp. 934-936, June 1978.

[10] 박래홍, 김동식, 이상욱, "Advanced 영상 코딩 기법," 전자 교환 기술, 제 3권 제 1호, pp. 62-68, 3월, 1987.

[11] C. Labit and J.P. Marescq, "Vector quantization in transformed image coding," *ICASSP 86*, pp. 145-148.

임창훈, 고종석, 김재균, "DCT 영역에서의 분류화 방법을 이용한 벡터 양자화기," 한국통신 학회 1987년도 추계 학술 발표회 논문집, pp. 27-31, 11월 1987.

[13] P.J. Burt, "Fast filter transforms for image processing," *Comput., Graphics, Image Processing*, vol. 16, pp. 20-51, 1981.

[14] 박광훈, "Laplacian Pyramid Processing과 Vector Quantization을 이용한 영상 데이터 압축" 석사 학위 논문, 연세 대학교 대학원, 6. 1987.

[15] B. Canda, et al., "Image sharpening incorporating human visual response," *Signal Processing* 9, pp. 57-65, 1985.

[16] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Classified vector quantization of image," *IEEE Trans.*

- Commun.*, vol. COM-34, pp. 1105-1115, Nov. 1986.
- [17] T. Satio, I. Akiyoshi, and H. Harashima, "Laplacian pyramid vector quantization," *Picture Coding Symposium PCS-87*, Stockholm, Sweden, pp. 124-125, June 1987.
- [18] 박광훈, 차일환, 윤대회, "라플라시안 피라미드 프로세싱과 벡터 양자화 방법을 이용한 영상 데이터 압축," 1987년도 전기, 전자 공학 학술 발표 논문집(II), pp. 1347-1351, 7. 1987.
-