

웨이브렛변환 영상 부호화용 범용 벡터양자화기의 설계

도재수* · 조영석*

요 약

본 논문에서는 영상의 웨이브렛 변환계수의 양자화를 위하여 입력영상의 통계적 성질에 영향을 받지 않고 부호화 결과에 범용성을 갖는 새로운 벡터 양자화기의 설계법을 제안한다. 부호화 대상영상의 상관과 에지성분의 양 등이 웨이브렛 변환영역에서의 양자화기 설계에 중용한 요소인 것을 밝힌다. 기존의 벡터 양자화기의 가장 큰 문제점은 양자화대상 영상과 대표 벡터를 생성하기 위한 학습계열간의 통계적 성질의 불일치에 의한 부호화 성능의 열화이다. 그리하여, 본 논문에서는 웨이브렛 변환계수의 양자화에 적합한 벡터양자화기의 대표 벡터를 생성하기 위한 학습계열로, 독립난수에 영상의 상관과 에지성분을 첨가한 모사 영상을 사용하여 종래 방식의 문제점을 해결하는 방법에 대하여 검토하였다. 제안 방식에 의해 설계된 벡터양자화기와 대표 벡터 생성에 이용하는 학습계열에 부호화 대상이 되는 영상과 같은 실영상을 사용한 종래 방식에 의해 설계된 벡터양자화기와 부호화 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 비교하여 종래 방식의 문제점을 명확하게 밝히고, 아울러 제안방식으로 설계한 벡터양자화기가 부호화 성능이 우수함을 입증한다.

A Design of a Robust Vector Quantizer for Wavelet Transformed Images

Jae Su Do* · Young Suk Cho*

ABSTRACT

In this paper, we propose a new design method for a robust vector quantizer that is independent of the statistical characteristics of input images in the wavelet transformed image coding. The conventional vector quantizers have failed to get quality coding results because of the different statistical properties between the image to be quantized and the training sequence for a codebook of the vector quantizer. Therefore, in order to solve this problem, we used a pseudo image as a training sequence to generate a codebook of the vector quantizer; the pseudo image is created by adding correlation coefficient and edge components to uniformly distributed random numbers. We will clearly define the problem of the conventional vector quantizers, which use real images as a training sequence to generate a codebook used, by comparing the conventional methods with the proposed through computer simulation. Also, we will show the proposed vector quantizer yields better coding results.

Key words : Wavelet Transform, Vector Quantization

* 동국대학교 컴퓨터·멀티미디어학과 교수, † 교신저자

1. 서 론

웨이브렛변환을 이용한 영상신호처리의 연구가 여러 분야에 고루 이용되고 있다[1, 2]. 웨이브렛 변환의 영상신호처리로의 응용으로는 영상부호화가 활발히 연구되어지고 있다[3~5]. 또한, 직교, 비직교 웨이브렛과 종래의 다양한 부호화 수법과의 조합에 의한 고능률 부호화의 연구가 행하여져 왔다[6, 7].

영상의 변환 부호화에서 양자화 조작은 복원 영상의 화질에 직접 관계한다. 영상신호의 저비트 부호화율에 관한 고능률 부호화 방식으로는 벡터 양자화가 활발하게 검토 되고 있다. 지금까지 제안된 웨이브렛 변환을 이용한 벡터 양자화법에는 Daubechies 등이 제안한 다중해상도 벡터양자화가 있다. 벡터양자화의 대표 벡터는 Linde 등이 제안한 학습계열을 이용하는 LBG 알고리즘에 의해 설계되는 경우가 대부분이다[8]. 대부분의 벡터 양자화법에서는 양자화 대상 영상의 통계적 성질을 고려하지 않고 단순히 부호화 대상 외의 실영상데이터를 대표 벡터 생성을 위한 학습계열로 이용한다. 그러나, 영상신호자체의 성질은 영상마다 크게 다르기 때문에, 특정의 영상을 학습계열의 원신호 공간으로 두고 설계된 벡터양자화기로 다른 영상을 양자화 할 경우 양자화 손실이 증대하여 부호화 특성은 떨어진다. 이러한 문제점을 해결하고 범용성이 높은 벡터 양자화법을 실현하기 위해서는 많은 영상에 공통되는 통계적 성질을 모델화하여 이 확률모델에 근거를 둔 벡터 양자화기를 설계할 필요가 있지만, 웨이브렛 변환의 경우 변환계수의 모델화는 어렵다는 것이 일반적으로 알려진 사실이다. 이와 같은 이유로 필자는 난수를 이용하여 모사영상신호를 만들어 모사영상의 웨이브렛 변환계수를 대표 벡터 생성의 학습계열로 사용하는 벡터양자화법을 제안하여 그 유효성을 확인하였다[9]. 본 논문에서는 제안 벡터양자화기의 부호화의 범용성에 대하여 검토를 한다. 또한, 종래 방

식에 의해 생성된 대표 벡터의 부호화 특성의 문제점을 컴퓨터실험에 의해 명확하게 밝혀 제안 방식이 유효함을 입증한다.

2. 웨이브렛변환

쌍직교 웨이브렛 기저에 근거를 둔 필터의 설계는 아주 자유도가 높아 직교 웨이브렛 기저의 경우보다 설계가 용이하다. 또한, 짧은 탭 길이의 필터로도 좋은 성능을 달성할 수가 있으므로, 본 논문에서는 웨이브렛변환에 라플라시안 피라미드 필터의 계수를 바탕으로 한 Daubechies의 유한차수의 필터식 중에서 쌍직교 웨이브렛 필터를 이용한다. <표 1>에 본 논문에서 이용한 저역 필터의 계수 h_n, \tilde{h}_n 를 보인다.

<표 1> 쌍직교 웨이브렛필터계수

n	0	+1	+2	+3	+4
h_n	0.6	0.25	-0.05	0	0
\tilde{h}_n	17/28	73/280	-3/56	-3/280	0

또한, 고역필터의 계수 g_n, \tilde{g}_n 는

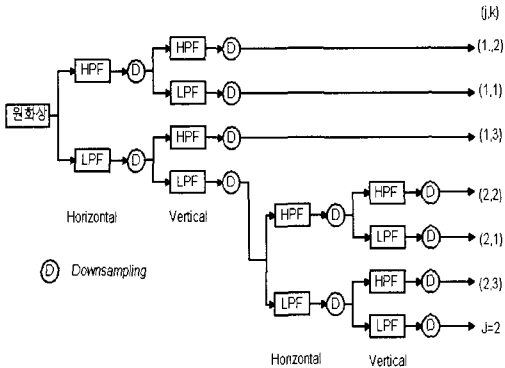
$$g_n = (-1)^{n+1}h_{-n+1} \quad (1)$$

$$\tilde{g}_n = (-1)^{n+1}\tilde{h}_{-n+1} \quad (2)$$

식 (1)과 식 (2)을 이용하여 구하고 h_n 과 \tilde{g}_n 를 송신측의 필터조합으로 \tilde{h}_n 과 g_n 을 수신측의 필터 조합으로 사용한다.

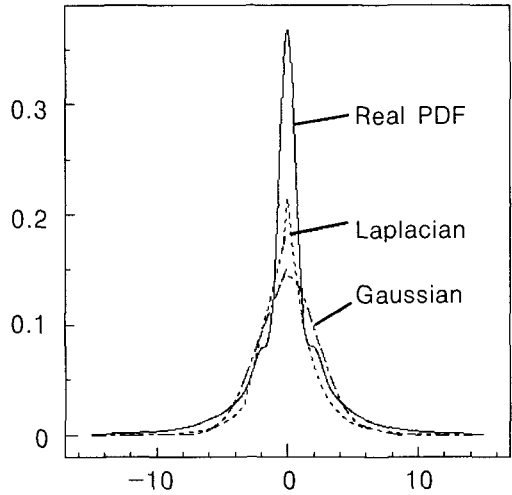
필터를 이용한 영상신호의 계층화는 다음과 같이 실현된다. 부호기측에서는 먼저 수평방향에 대한 필터처리를 행한 영상을 2개의 영역으로 분할하여 각각의 영역에 2:1의 다운 샘플링을 행한다. 같은 처리를 수직방향에 대해서도 시행하여 4개의 영역의 성분을 얻는다. 위의 처리를 최저 주파수

영역에 대해서만 3회 반복하여 (그림 1)과 같은 10개의 영역으로 분할한다. 복호기에서는 부호기측의 역처리를 행하여 복원영상을 얻는다.

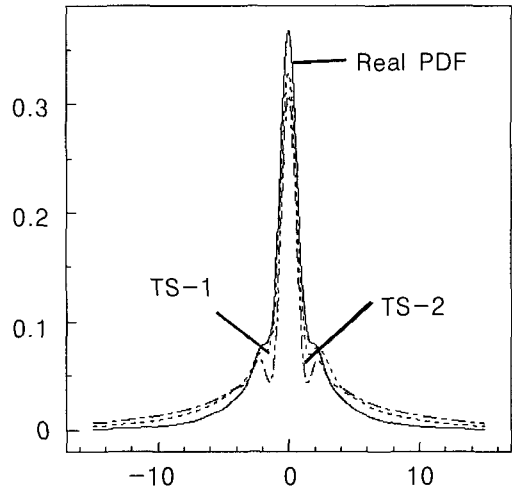


(그림 1) 웨이브렛 변환을 이용한 영상의 10대역분할

Aerial의 (1, 2)영역 웨이브렛 변환계수의 확률밀도함수를 (그림 2)의 Real PDF(Probability Density Function)로 표현하였다. 또한, (그림 2)의 Laplacian과 Gaussian은 각각 평균 0, 표준편차 1의 라플라스분포와 가우스분포의 확률밀도함수를 이용하여 웨이브렛 변환계수의 확률밀도 함수를 표현한 것이다. 영상의 확률밀도 함수와 가우스분포 및 라플라스분포에 따른 확률밀도 함수와의 사이에는 큰 차이가 있는 것을 확인할 수가 있다. 이와 같이 웨이브렛 변환영역에서 영상의 통계적 성질을 모델화 하는 것은 어렵다. 그리하여, 필자는 참고문헌[9]에서 웨이브렛 변환전의 영역에서 가우스 분포의 모사영상에 의해 모델화 하여 웨이브렛 변환을 실행하여 구한 변환계수의 확률밀도 함수는 (그림 3)과 같이 실영상의 확률밀도 함수에 매우 근사하게 된다는 것을 밝혔다. 따라서, 본 논문의 부호화 시뮬레이션에서도 이러한 방법으로 생성한 모사영상을 벡터 양자화기의 대표 벡터를 생성하기 위한 학습계열로 사용한다. 모사영상의 작성법에 대해서는 제 3장에서 기술한다.



(그림 2) 영상 및 난수모델의 웨이브렛변환 계수의 확률밀도분포



(그림 3) 영상의 웨이브렛 변환계수 및 학습계열의 확률밀도분포

(그림 3)에서 TS-2는 가우스 함수에 영상의 평균, 표준편차와 상관을 부여하여 작성한 모사 영상의 웨이브렛 변환계수의 확률밀도분포이다. TS-1은 TS-2에 에지 성분을 첨가한 경우로 TS-2보다 Real PDF를 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

3. 백터양자화기의 설계

양자화기의 설계에 필요한 파라미터, 즉 백터의 차원수, 양자화 대표 백터수, 왜곡 측도 및 양자화 대표 백터의 생성법에 대하여 본 논문에서는 다음과 같이 지정한다.

- 차원수 : HH1, HL1, LH1 영역에서는 4×4 화소를 1블럭 16차원백터, HH2, HL2, LH2 영역에서는 4×2 화소를 1블럭 8차원백터로 하고 HH3, HL3, LH3 영역에서는 2×2 화소를 1블럭 4차원백터로 한다. 최저해상도영역 LL3은 8비트 DPCM (전치예측)에 의해 양자화를 한다.
- 왜곡측도 : 2승오차측도
- 양자화 대표백터의 수 : $N = 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256$
- 양자화 대표백터 : 학습계열로부터 Linde 등에 의해 제안된 LBG 알고리즘을 이용하여 생성한다.

생성된 동일 해상도의 각 영역의 출력 백터를 조합하여 다중해상도 양자화기를 구성한다.

3.1 종래방식

대표 백터 생성을 위한 학습계열에 실영상의 웨이브렛 변환계수를 이용한 것을 종래 방식이라 한다. 학습계열에 이용하는 영상의 종류에 따라 부호화 결과에 큰 차이가 생기는 것을 보이기 위해 다음과 같은 2개의 양자화기를 준비한다.

3.1.1 양자화기 1

- 학습계열 : 부호화 대상 영상의 웨이브렛 변환계수.
- 학습계열에 이용한 영상 : SIDBA의 girl, plant, cronkite.

3.1.2 양자화기 2

- 학습계열 : 양자화기 1과 같음.

- 학습계열에 이용한 영상 : SIDBA의 pentagon, chest, aerial2.

3.2 제안방식

3.2.1 모사 영상 생성법

- (1) 평균 0, 표준편차 1의 가우스난수를 발생시킨다.
- (2) 가우스 난수에 상관과 에지 성분을 부여한다.
 - 부여한 상관 : 일반적인 영상의 상관인 0.70~0.99의 범위 내에서 가우스 난수에 상관을 부여하여 모사 영상을 생성한다. 상관은 다음의 식을 이용하여 부여한다.

$$\begin{aligned} \tilde{u}(m, n) = & h \times \tilde{u}(m-1, n) & (3) \\ & - d \times \tilde{u}(m-1, n-1) \\ & + v \times \tilde{u}(m, n-1) \\ & + u(m, n) \end{aligned}$$

식 (3)에서 h 는 수평방향의 상관, d 는 대각선방향의 상관, v 는 수직방향의 상관, u 는 백색잡음, \tilde{u} 는 영상의 상관을 갖는 신호

- 에지 성분의 생성 : 모사 영상을 블록화 하여 에지 성분을 부여한다. 본 논문에서는 블록의 크기를 변화시켜 에지의 양이 다른 4개의 모사 영상을 만든다. 에지의 양의 계산에는 Roberts의 오퍼레이터를 이용한다.

$$b(x, y) = \frac{|s(x, y) - s(x+1, y+1)| + |s(x+1, y) - s(x, y+1)|}{2} \quad (4)$$

$s(x, y)$ 는 처리대상영상의 화소치이다. 위의 식을 이용하여 실험적으로 임계치 $Th=20$ 를 설정하여 $b(x, y) \geq Th$ 인 부분을 에지부로 검출하였다. 임계치를 너무 높게 정하면 저주파 성분이 많이 포함된 영상에서는 에지 검출이 어렵고, 임계치를 너무 낮게 정하면 고주파 성분이 많이 포함된 영상에서는 영상의 대부분이 에지부로 검출되어 처리에 문제점이 있다.

에지 성분을 첨가하는 방법

(크기가 256×256 화소인 영상을 16×16 화소의 블록으로 분할하는 경우).

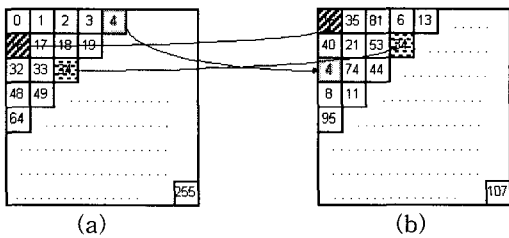
단계 1: 모사 영상을 16×16 화소의 하나의 블록으로 분할하여 모두 256개의 블록을 생성한다.

단계 2: 분할된 각 블록에 0에서 255까지의 고유 번호를 부여한다(그림 4(a)).

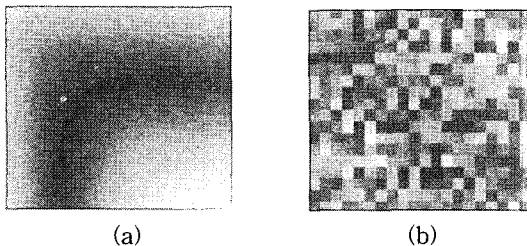
단계 3: 0에서 255까지의 범위를 가지는 균일 분포(Uniform Distribution)를 갖는 난수를 발생시켜 에지 생성을 위한 모사 영상의 블록의 고유번호로 한다(그림 4(b)).

단계 4: 단계 3에서 발생시킨 난수와 블록의 고유번호가 일치하는 곳으로 블록을 이동시키면, 블록의 가장자리에서 화소치의 불연속성에 의해 블록간의 에지 성분이 생긴다.

- (3) 영상의 평균과 표준편차를 부여한다.
- (4) 모사 영상의 웨이브렛 변환계수를 벡터양자화기의 학습계열로서 이용한다.

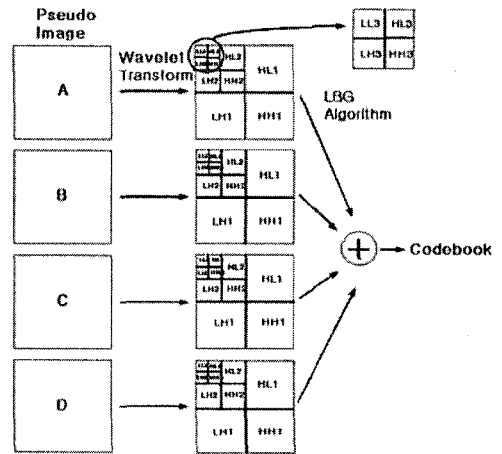


(그림 4) 모사영상의 에지생성



(그림 5) (a)상관을 갖는 모사영상과 (b), (a)에 에지성분을 첨가한 모사영상

3.2.1에서 작성한 다른 에지량을 갖는 4개의 모사영상의 웨이브렛 변환계수의 같은 주파수 성분을 모아 학습계열을 생성한다. (그림 6)에 제안 방식을 의한 대표 벡터 생성법을 보인다.



(그림 6) 제안 방식에 의한 대표 벡터의 생성

(그림 6)에서와 같이 상관과 에지 성분의 양이 다른 4개의 모사 영상에 대하여 웨이브렛 변환을 실행한 다음 각각의 웨이브렛 변환 계수를 모아 대표 벡터 생성을 위한 학습계열로서 사용한다. <표 2>에 원영상과 학습계열로 사용하는 모사영상의 상관계수를 보인다.

<표 2> 원영상과 의사영상의 상관계수

영 상	원 영 상	의 사 영 상
Lena	0.937	0.919
Mandrill	0.801	0.789
Cronkite	0.990	0.978
Aerial	0.823	0.825

3.3 비트 할당

웨이브렛 변환에 의해 분할된 각 영역의 비트

배분은 다음과 같이 계산한다. (그림 2)에서 최저 해상도 성분 (3, 3)대역을 제외한 각 영역에서의 비트 할당은 2승 왜곡 측도를 이용한 벡터양자화를 실행한다. $D_{k,l}(R_{k,l})$ 을 분할영역(k, l)을 $R_{k,l}$ bit/pixel로 부호화한 때의 입력벡터와 대표벡터와의 평균 2승 오차로 정의하면 식 (5)로 표현된다.

$$D_{k,l}(R_{k,l}) = E(|x - q(x)|^2) \quad (5)$$

여기서, x 는 영역(k, l)의 입력벡터, $q(x)$ 는 x 의 양자화 대표벡터, k 는 웨이브렛 변환의 분할회수, l 은 분할영역의 방향을 나타낸다. M 을 최대 분할 회수라 하면 영상전체의 비트 레이트(bit rate)가 R_T 일 때의 영상전체의 오차 D_T 는 다음과 같이 된다.

$$D_T(R_T) = \frac{1}{2^{2M}} D_M^{SQ}(R_M^{SQ}) + \sum_{k=1}^M \frac{1}{2^{2k}} \sum_{l=1}^3 D_{k,l} R(k, l) \quad (6)$$

$D_M^{SQ}(R_M^{SQ})$ 은 최저해상도 영역(여기서는 (3, 3)대역)의 왜곡에 해당한다. 최적 비트 배분은 R_T 가 일정할 때 식 (6)의 D_T 를 최소로 하는 $R_{k,l}$ 을 구하면 된다. 문헌[4]에서 $\gamma=1, \beta_{k,l}=1$ 의 경우를 이용하면 $R_{k,l}$ 는 식 (7)로 구해진다.

$$R_{k,l} = \frac{1}{2} \log_2 \left[\frac{(2 \ln 2) \alpha_{k,l}(p) \log \sigma_{k,l}^2}{\lambda} \right] \quad (7)$$

$$\alpha_{k,l}(p) = \left[\int [p_{k,l}(x)]^{\frac{1}{3}} dx \right]^3 \quad (8)$$

$$\lambda = 2 \ln 2 \left[2^{-2(R_T - (\frac{1}{4})^M R_T^3)} \prod_{k=1}^M \prod_{l=1}^3 \left[\alpha_{k,l}(p) \log \sigma_{k,l}^2 \right]^{\frac{1}{4^k}} \right]^{\frac{1}{4^{M-1}}} \quad (9)$$

여기서, $\sigma_{k,l}$ 은 분할영역(k, l)의 표준편차, $p_{k,l}(x)$ 는 분할영역(k, l)의 확률밀도이다.

4. 부호화 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 양자화기의 부호화 성능을 검토하기 위해 복수의 영상 샘플을 이용하여 컴퓨터에 의한 부호화 시뮬레이션을 하였다. 시뮬레이션에 이용한 영상은 SIDBA의 흑백영상 aerial, mandrill, cronkite, lena이다. 휘도치의 변화가 비교적 완만한 것으로서 cronkite와 lena를 선택하였고 휘도치의 변화가 급격한 것으로 aerial과 mandrill를 선택하였다. 또한, 각각의 영상은 256×256 화소로 8bit 그레이 레벨이다. 부호화 결과로부터 제안한 난수에 의한 양자화기가 종래의 방식에 의해 설계된 양자화기의 결과와 비교하여 부호화 성능이 우수함을 알 수 있다. 종래 방식에서는 실영상을 학습계열로 이용하여 양자화기를 설계한다. 이 경우 어떤 영상을 이용하는 것이 적절한 것인지 명확하게 되어있지 않다. 즉, 양자화기에 적용 가능한 대상영상이 불명확하다. 그러므로, 종래 방식에 의해 설계된 벡터 양자화기를 가지고 부호화를 한 영상은 전체적으로 안정된 재생 결과를 얻을 수 없다. <표 3>의 부호화 결과에서도 종래 방식의 문제점을 쉽게 확인 할 수가 있다. 종래 방식 (1)과 식 (2)에서 각각 양자화기의 대표 벡터 생성에 사용한 학습계열의 차이에 의해 양자화기의 성능을 나타내는 부호화 결과의 PSNR수치에서는 큰 차이가 있음을 알 수 있다.

본 논문에서는 웨이브렛 변환영역에서의 벡터 양자화기 설계에 있어서 중요한 요소인 부호화 대상영상의 상관과 에지 성분의 양을 고려한 학습계열을 이용한 제안 방식이 웨이브렛 변환계수의 부호화에 범용성을 갖고 광범위의 부호화 영상에 안정된 결과를 나타냄을 보였다.

성능평가에 사용되는 PSNR는 다음 식으로 정의된다.

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) [dB] \quad (10)$$

MSE : 평균자승오차

<표 3>의 부호화 특성으로부터 본 논문에서 제안한 방법으로 설계한 벡터 양자화기가 웨이브렛 변환 부호화에 유효한 것을 알 수 있다.

<표 3> 부호화 결과의 비교(1.04 bpp)

부호화 영상	부호화 특성		
	종래방식 1 (양자화기 1 사용)	종래방식 2 (양자화기 2 사용)	제안방식
aerial	26.18	26.75	26.65
mandrill	25.73	26.02	26.54
cronkite	36.86	35.42	37.44
lena	33.24	30.97	33.42

(그림 7)~(그림 8)에서는 lena와 mandrill의 각 양자화기에 의한 부호화 결과의 부분 확대영상을 보인다. 이 결과 영상을 관찰하면 종래 방식에 의하여 부호화 된 복원 영상들은 사용한 양자화기에 따라 부호화 결과에 큰 차이가 있음을 눈으로 관찰할 수가 있고, 또 제안 방식에 의한 복원 영상은 에지 부분을 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.



(a)종래방식 1 (b)종래방식 2 (c)제안방식

(그림 7) 각 양자화기에 의한 부호화 결과의 일부 확대 영상(lena)



(a)종래방식 1 (b)종래방식 2 (c)제안방식

(그림 8) 각 양자화기에 의한 부호화 결과의 일부 확대 영상(mandrill)

5. 결 론

본 논문의 부호화 시뮬레이션 결과에 의해 벡터 양자화기의 학습계열에 영상의 웨이브렛 변환계수를 이용한 종래 방식의 경우 부호화 대상영상의 통계량을 고려하지 않았기 때문에 학습계열에 이용하는 영상의 통계적 성질에 따라 부호화 결과의 차이가 큰 것이 확인되었다. 이러한 이유로 종래 방식에 의해 설계된 벡터 양자화기는 웨이브렛 변환계수의 부호화에서 범용성이 없다는 것이 분명하게 밝혀졌다. 그러므로, 종래 방식으로 벡터 양자화기를 설계할 때에는 양자화 대상 영상의 성질을 부호화하기 전에 미리 분석하고 이에 적합한 학습계열을 부호화 할 때마다 매번 준비하여 대표 벡터를 생성하여야 한다는 번거로움과 문제점이 있다. 이에 반하여 제안 방식에서는 여러 영상의 상관, 에지 성분을 갖는 대표 벡터를 준비하여 보다 넓은 범위의 영상에서 뛰어난 부호화 결과를 나타냄으로서 범용성을 지닌 벡터 양자화기의 설계가 가능함을 입증하였다.

본 논문에서 제안한 방식 중에서 모사 영상에 블록화를 행하여 에지 성분을 부가하는 방법은 영상의 종류별로 블록의 크기를 변화시키는 것으로 다양한 영상에 대하여 같은 수법으로 대응된다. 그러나, 수직과 수평방향의 에지 성분만 첨가되는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하는 방법으로 블록화의 과정에 어려움은 있지만, 대각선 방향과 같은 다양한 방향의 에지 성분을 부가하면 보다 우수한 부호화 성능과 범용성이 높은 벡터 양자화기의 설계가 가능하다고 생각되므로, 현재 이에 대한 연구를 진행 중이다.

참 고 문 헌

[1] S. Mallat, "A Theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet repre-

sentation”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel., Vol. 11, No. 7, pp. 674-693, July 1989.

- [2] I. Daubechies, “Orthonormal bases of compactly supported wavelets”, Commun. Pure. Appl. Math., Vol. 41, pp. 909-996, 1988.
- [3] K. Sayood, J. D. Gibson, and M. C. Rost, “An algorithm for uniform vector quantizer design”, IEEE Trans. Inform. Theory, Vol. IT-30, No. 6, pp. 805-814, 1984.
- [4] M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, “Image coding using wavelet transform”, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 1, No. 2, pp. 205-220, April 1992.
- [5] C. K. Cheong, K. Aizawa, T. Saito, and M. Hatori, “Subband image coding with biorthogonal wavelets”, IEICE Trans. Fundamentals, Vol. E75-A, No. 7, pp. 871-881, July 1992.
- [6] A. Cohen, I. Daubechies, and J.-C. Feauveau, “Biorthogonal base of compactly supported wavelets”, Commun. Pure. Appl. Math., Vol. XLV, pp. 485-560, 1992.
- [7] 都 在 銖, 小 川 吉 彦, 白 川 智 昭, 北 島 秀 夫, “ウェーブレット變換畫像符號化における量子化器設計のための信號統計量の検討”, 日本電子情報通信學會, 信學技報, IE93-106, pp. 61-66, Jan. 1994.
- [8] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray, “An algorithm for vector quantizer design”, IEEE Trans. Commun., Vol. COM-28, No. 1, pp. 84-95, Jan. 1980.
- [9] 도재수, “웨이브렛 변환을 이용한 범용 영상

부호화기의 설계”, 한국정보과학회 춘계학술 발표논문집 제25권, 제1호, pp. 598-600, 1998.

도 재 수



1991년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1994년 홋카이도(Hokkaido) 대학 대학원 전자공학과(공학 석사)
 1997년 홋카이도(Hokkaido) 대학 대학원 전자공학과(공학 박사)

1997년~1999년 동국대학교 전자계산학과 전임강사
 1999년~2003년 동국대학교 컴퓨터학과 조교수
 2003년~현재 동국대학교 컴퓨터·멀티미디어학과 부교수

관심분야: 영상신호처리, 영상압축, 웨이브릿 변환

조 영 석



1978년 서강대학교 철학과(문학사)
 1988년 Louisiana State University(정보학 석사)
 1994년 Louisiana State University(컴퓨터학 박사)
 1980년~1984년 한국 후지쯔㈜ Systems Analyst

1989년~1994년 Louisiana State University, Computer Analyst

1999년~현재 동국대학교 컴퓨터·멀티미디어 학과 부교수

관심분야: 소프트웨어 재사용, 소프트웨어개발 방법론, 설계패턴, 객체지향 방법론, information retrieval