

論文98-35S-5-8

영상의 웨이브렛변환계수의 통계적 성질에 근거를 둔 벡터 양자화기의 설계법

(Vector-Quantizer Design Based on Statistical Characteristics of Wavelet Transformed Images)

都在銖*, 沈太銀**

(Jae Su Do and Tae Eun Shim)

요 약

본 논문에서는 영상의 웨이브렛 변환계수의 양자화를 위한 새로운 벡터양자화기 설계법을 제안한다. 부호화 대상영상의 상관과 에지성분의 양등이 웨이브렛 변환영역에서의 양자화기 설계에 중요한 요소인 것을 밝혔다. 종래의 웨이브렛 변환부호화에서는 벡터양자화기의 설계에 부호화 영상 이외의 영상의 웨이브렛 변환계수를 학습계열로서 사용하는 경우가 많다. 이와 같은 방법으로 설계된 양자화기에서는 적용가능 영상을 정량적으로 표시하는 것이 어려웠다. 본 논문에서 제안하는 방식에서는 난수에 평균과 분산을 부여하여 의사신호를 생성한 후 에지성분을 첨가한 의사영상을 만들었다. 생성된 의사영상에 웨이브렛 변환을 실행하여 변환계수를 벡터양자화기 설계의 학습계열로 이용하였다. 벡터양자화기의 학습계열을 작성할 때에 복원영상에 영향을 미치는 중요한 요소를 명확하게 하여 적용범위를 보증할 수 있는 벡터양자화기의 설계가 가능함을 보였다. 제안한 설계법에 근거하여 설계한 벡터양자화기의 유효성을 영상데이터를 이용한 부호화 실험을 통한 종래의 벡터양자화법과의 비교로 명확하게 하였다.

Abstract

This paper propose a new vector-quantizer design method for coefficients of wavelet transformed images. In Conventional wavelet transform, it is quite often to employ wavelet transformed coefficients, not containing images to be encoded, as training sequences for designing a vector-quantizer. This method has a serious drawback ; it is not known how to find a proper set of training images. This paper investigates characteristics of images that should be considered in the design of vector-quantizers for wavelet transformed images. Besides the statistical parameters such as correlation and standard deviation, edge components are shown to characterise wavelet transform images. Training sequences established in accordance with the above knowledge are used in the design of quantizers having guaranteed range of applicable images. Results of computer simulations are shown to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

I. 서 론

최근, 웨이브렛 변환(wavelet transform)을 이용한

영상부호화에 대한 연구가 널리 행하여지고 있다. 웨이브렛 변환을 이용한 영상부호화는 Mallat가 다중해상도(multiresolution)표현^[1]상에 직교웨이브렛기저

* 正會員, 東國大學校 電算情報學部
(Division of Computer Science & Statistics,
Dongguk University)

** 正會員, 慶尙北道立 醴泉專門大學 電子科

(Dept. of Elec. Eng., Yecheon Junior College)

※ 본 연구는 동국대학교 전문학술지 논문게재연구비
지원으로 수행되었습니다.

接受日字: 1997年12月2日, 수정완료일: 1998年5月8日

를 도입함으로써 시작되었다. Mallat의 후 Daubechies는 웨이브렛 변환을 하기 위한 짧은 탭수를 가지는 필터^[2]를 설계하였다.

채영상의 변환부호화에서 양자화(quantization)조작은 화질을 결정짓는 가장 중요한 요인이다. 영상신호의 부호화방법이 여러 가지 제안되어 있으나 벡터양자화(vector quantization)는 원리적으로 rate-distortion 한계에 가까운 성능을 달성할 수 있어 관심을 모으고 있다.^[3-4]

지금까지 제안된 웨이브렛 변환을 이용한 벡터양자화법에는 Daubechies등이 제안한 다중해상도 벡터양자화^[5]가 있다. 그러나, 이 벡터양자화법은 단순히 부호화 대상외의 영상데이터를 학습계열(training sequence)로 이용하므로 학습계열의 성질이 불명확한 채로 사용되어 양자화대상 영상의 통계적 성질과 큰 차이가 발생할 가능성이 있다. 이러한 부정합성은 양자화기의 성능의 저하와 많은 관련이 있다. 따라서 이와 같은 벡터양자화 방법으로는 범용성이 뛰어난 벡터양자화기의 설계는 매우 어려우며 양자화기의 적용범위를 명확하게 밝힐 수가 없다.

본 논문에서는 웨이브렛 변환계수의 확률밀도함수에 크게 영향을 미치는 영상의 통계적 성질을 실험적으로 명확하게 한다. 제안된 방법에서는 먼저, 난수(random number)에 영상의 평균, 표준편차, 상관계수를 부여하여 의사영상(pseudo image)을 생성하고, 이 의사영상을 웨이브렛 변환하여 얻은 계수의 확률밀도를 조사하여 실제의 영상데이터의 웨이브렛 변환계수의 확률밀도와 차이가 있음을 보인다. 다음으로 상관계수를 부여한 의사영상에 에지성분을 추가함으로써 의사영상의 확률밀도함수가 영상과 잘 일치하는 새로운 의사영상신호를 만든다. 본 논문에서는 또한, 새롭게 생성된 의사영상 신호의 웨이브렛 변환계수를 학습계열로 이용하여 벡터양자화기를 설계한다.

제2장에서는 이번 실험에 사용하는 웨이브렛 변환과 영상신호의 웨이브렛 변환의 성질에 대하여 기술하고 상관과 에지성분이 벡터양자화기의 설계에 중요한 것임을 보인다. 제3장에서는 본 논문에서 제안하는 양자화기의 설계 및 양자화 비트수의 결정법에 대하여 기술하고, 제4장에서는 영상데이터를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 하여 제안한 양자화기 설계법과 종래의 방법을 비교하여 양자화기의 유효성을 명확하게 한다. 제5장에서는 전체를 정리한다.

II. 영상의 웨이브렛 변환

1. 웨이브렛 변환

쌍직교 웨이브렛 기저에 근거를 둔 필터는 설계시 조건이 엄격하지 않아 직교 웨이브렛 기저의 경우보다 설계가 용이하며 짧은 탭수의 필터로도 뛰어난 성능을 달성할 수가 있다^[6]. 이러한 이유로 본 논문에서는 웨이브렛 변환에 라플라시안 피라미드(laplacian pyramid)필터의 계수에 근거를 둔 Daubechies의 유한차수의 필터식 중에서 쌍직교 웨이브렛 필터^[7]를 이용하였다. 표 1에 본 논문에서 이용한 저역필터의 계수 h_n , \hat{h}_n 를 나타내었다. 고역필터의 계수 g_n , \hat{g}_n 는 식(1)과 식(2)로 구한다.

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

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

h_n 과 \hat{g}_n 를 부호기측의 필터쌍으로 \hat{h}_n 과 g_n 을 복호기측의 필터쌍으로 사용한다.

표 1. 쌍직교 웨이브렛 필터계수

Table 1. Bi-orthogonal filter pair for the wavelet transform.

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

필터를 이용한 영상신호의 계층화는 다음과 같이 실현된다. 부호기측에서는 먼저, 수평 방향에 대하여 필터처리를 하여 영상을 두개의 영역으로 분할하고 각각의 분할영역을 2:1로 다운샘플링한다. 동일한 처리를 수직방향에 대해서도 실행하여 네개의 영역을 얻는다. 위의 처리과정을 최저주파수 영역에 대해서만 3회 반복하여 영상을 10개의 영역으로 분할한다. 복호기에서는 부호기측의 역처리를 하여 복원영상을 얻는다.

2. 웨이브렛 변환계수의 통계적 성질

2차원 영상을 3회 웨이브렛 변환하여 얻어진 10개 영역성분의 변환계수와 각 신호의 통계적 성질은 영역별로 다르다. 효율이 좋은 부호화를 실현하기 위해서는 각 영역신호의 확률밀도에 맞추어 양자화를 실시하여 부호화하는 것이 바람직하다.

본 절에서는 영역신호의 확률밀도에 대한 통계적 성

질을 고찰한다. 본 논문에서 부호화 실험에 이용한 모든 영상의 웨이브렛 변환영역에서 동일한 결과가 얻어졌으나 SIDBA의 영상 PLANT00(이후, 간단히 PLANT라 부름)의 LH1영역에 관한 결과만을 예로 나타낸다.

PLANT의 LH1영역 웨이브 변환계수의 확률밀도함수를 그림1의 Real PDF(Probability Density Function)로 표현하였다. 또한, 그림2의 Laplacian과 Gaussian은 각각 평균0, 표준편차1의 라플라스분포와 가우스분포의 확률밀도함수를 이용하여 웨이브렛 변환계수의 확률밀도함수를 표현한 것이다. 영상의 확률밀도함수와 가우스분포 및 라플라스분포에 따른 확률밀도함수와의 사이에는 큰 차이가 있다.

이 결과로부터 웨이브렛 변환영역에서의 영상의 통계량에 맞는 신호를 영상의 웨이브렛 변환영역에서 합성하는 것은 매우 어렵다. 그러나, 웨이브렛 변환전의 영역 즉, 부호화 대상영상을 가우스분포의 의사영상에 의해 모델화하여 웨이브렛 변환을 실행하면 변환계수의 확률밀도함수는 그림2(LH1영역)와 같이 그림1의 결과보다 영상의 확률밀도함수에 매우 가깝게 된다. 그림2에서 TS-2(Training Sequence-2)는 가우스함수에 영상의 평균, 표준편차와 상관을 부여하여 작성한 의사영상의 웨이브렛 변환계수의 확률밀도분포이다.

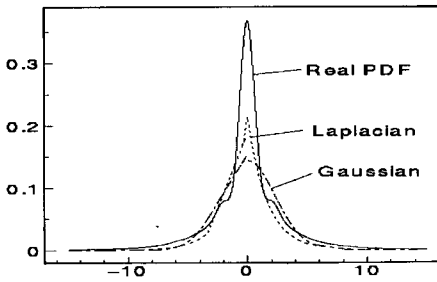


그림 1. 영상 및 난수모델의 웨이브렛 변환계수의 확률 밀도분포(LH1)

Fig. 1. Probability density functions of the wavelet transform coefficients of a real image and two approximations to it(LH1).

TS-2를 자세히 살펴보면 0에 가까운 부분에서 Real PDF와 차가 큰 것을 알 수 있다. 웨이브렛의 변환계수가 0에 가까운 값에 집중되어 있다는 것을 고

려하면 TS-2를 벡터양자화기의 학습계열로 이용할 경우 양자화기의 성능저하로 이어진다. 그러나, TS-2의 의사영상에 에지성분을 첨가한 경우(이것을 TS-1(Training Sequence-1)이라 한다)는 0에 가까운 부분에서도 Real PDF와 확률밀도분포의 차가 거의 없다.

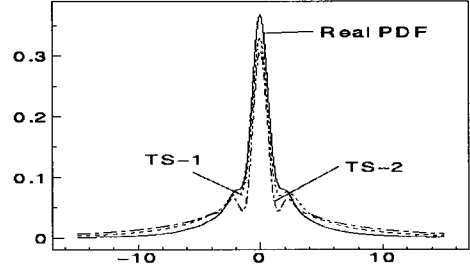


그림 2. 영상의 웨이브렛 변환계수 및 학습계열의 확률 밀도분포(LH1)

Fig. 2. Probability density functions of the wavelet transform coefficient of a real image and training sequences(LH1).

본 논문에서는 위의 결과를 근거로 TS-1의 변환계수를 학습계열로 이용한 효율이 좋은 벡터 양자화기의 설계법을 제안한다. 또한 의사영상에 상관과 에지성분을 부여하는 방법은 제3장에서 자세하게 기술한다.

III. 벡터양자화기의 구성

1. 학습계열의 작성

평균0, 분산1의 난수 u 에 식(3)을 이용하여 영상의 상관을 갖는 신호 \hat{u} 를 생성한다.

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

h : 수평방향의 상관
 d : 대각선방향의 상관
 v : 수직방향의 상관
 m, n : 화소의 위치

식(3)에서 보인 \hat{u} 에 부호화 대상영상의 평균과 표준편차를 부여하여 의사영상을 작성한다. 그러나 이러한 의사영상의 웨이브렛 변환계수를 학습계열로서 이용하더라도 제2장에서 밝힌 바와 같이 웨이브렛 변환계수의 확률밀도함수를 재현할 수가 없으며 영상의 국소적인 에지부 등이 잘 복원되지 않는 문제점이 있다¹⁸.

본 논문에서는 위의 방법으로 작성한 의사영상에 에지성분을 추가하였다. 에지성분은 그림3과 같이 의사영상을 작은 블록으로 나누어 랜덤하게 상호 교환하여 첨가하였다.

에지성분을 첨가하는 방법

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

- 단계 1 : 의사영상을 16×16화소의 하나의 블록으로 분할하여 모두 256개의 블록을 생성한다.
- 단계 2 : 분할된 각 블록에 0에서 255까지의 고유번호를 부여한다(그림3(a)).
- 단계 3 : 0에서 255까지의 범위를 가지는 일양분포 (Uniform Distribution)를 갖는 난수를 발생시켜 에지생성을 위한 의사영상의 블록의 고유번호로 한다(그림3(b)).
- 단계 4 : 단계3에서 발생시킨 난수와 블록의 고유번호가 일치하는 곳으로 블록을 이동시키면, 블록의 가장자리에서 화소치의 불연속성에 의해 블록간의 에지성분이 생긴다.

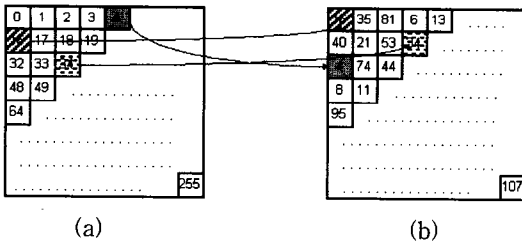


그림 3. 의사영상의 에지생성
Fig. 3. Production of edge component.

그림4는 식(3)에 따라서 작성한 의사영상이고 그림5는 의사영상에 에지성분을 부여한 영상이다. 첨가하는 에지의 양은 영상의 상관계수와 에지부의 평균전력에 가능하면 일치하게 블록의 크기를 변화시킴으로서 조절하였다. 블록의 크기는 에지부가 많은 영상은 인접 화소간의 상관이 낮고 영상전체에 대한 에지부의 상대전력의 비율이 높으며 에지부가 적은 영상은 상관이 높고 영상전체에 대한 에지부의 상대전력의 비율이 낮다는 성질을 이용하였다. 에지부분의 검출에는 식(4)의 Roberts의 오퍼레이터를 이용하였다.

$$b(m, n) = |s(m, n) - s(m+1, n+1)| + |s(m+1, n) - x(m, n+1)| \quad (4)$$

여기서, $s(m, n)$ 는 처리대상영상의 화소치이다. 식(4)를 이용하여 임계치(閾值) $Th=20$ 을 설정하여 $b(m, n) \geq Th$ 이 되는 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. 그러나, 본 논문에서는 영상을 단순히 평탄부와 에지부로 분리하여 각 부분의 평균전력과 4장에서 다루어질 부호화 특성을 살펴보기 위한 것이 목적이기 때문에 임계치의 설정에서 수치의 크기는 큰 의미를 갖지 않는다. 임계치가 정하여지면 모든 부호화 대상영상에 동일하게 적용하여 평균전력을 구하고 에지부와 평탄부로 분리하여 영상의 특성을 얻을 수 있다. 본 논문의 임계치는 실험적으로 구한 것이며 4장의 부호화 실험에 사용한 영상외의 대부분의 표준영상에 대하여도 동일한 처리를 하여 육안으로 느끼는 것과 같은 결과를 에지부로 얻을 수가 있었다.

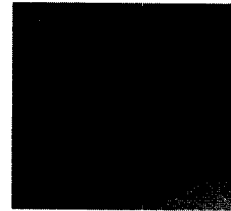


그림 4. 상관을 갖는 의사영상
Fig. 4. Pseudo image with high correlation.

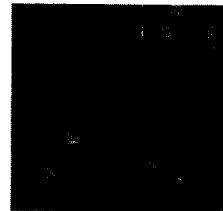


그림 5. 그림4에 에지성분을 첨가한 의사영상
Fig. 5. Pseudo image added the pseudo edge components.

표2는 의사영상의 상관계수, 표3은 에지성분을 첨가한 의사영상의 상관계수, 표4는 원영상과 의사영상의 에지부의 평균전력을 나타낸 것이다.

표3과 표4의 결과로부터 블록의 크기를 변화시키는 것이 보다 영상의 통계적 성질에 가까운 의사영상이 얻어지는 것을 알 수 있다. 표3과 표4의 Block-Size

에서 굵은 글씨로 표현된 것이 각 영상에 대해 선택된 블럭의 크기이다. PLANT, AERIAL은 블럭의 크기가 4×4화소, GIRL과 CRONKITE는 블럭의 크기가 16×16화소의 경우에 원영상과 의사영상의 평균전력과 상관계수의 차가 적고 제2장에서 기술한 것과 같이 확률밀도함수가 대체로 일치한다. 또한, GIRL의 경우 블럭의 크기를 16×16화소로 결정한 이유는 블럭의 크기 8×8화소, 16×16화소, 32×32화소의 어느 경우에도 에지부의 평균전력은 원영상의 평균전력과 큰 변함이 없는 것에 비해 상관계수는 16×16화소의 경우가 원영상의 상관과 매우 가깝기 때문이다.

표 2. 원영상과 의사영상의 상관계수

Table 2. Correlation coefficients of original images and pseudo images.

영 상	원 영 상	의사 영상
GIRL	0.957	0.927
PLANT	0.804	0.811
CRONKITE	0.990	0.978
AERIAL	0.851	0.845

표 3. 에지성분을 첨가한 의사영상의 상관계수

Table 3. Correlation coefficients of pseudo images with synthesized edge components.

Block-Size	상관 계수			
	GIRL	PLANT	CRONKITE	AERIAL
2 x 2	0.568	0.552	0.653	0.598
4 x 4	0.793	0.797	0.824	0.839
8 x 8	0.709	0.807	0.892	0.802
16 x 16	0.939	0.782	0.968	0.794
32 x 32	0.909	0.755	0.925	0.781

이와 같은 방법으로 얻어진 의사영상에 웨이브렛 변환을 실행하여 각 신호의 동일 영역의 웨이브렛 변환 계수를 모아 해당 영역의 벡터양자화기의 학습계열로서 이용하였다. 본 논문에서는 영상의 통계적 성질을 벡터양자화기 설계에 이용하는 방법의 하나로서 대표 벡터를 생성하기 위한 학습계열의 생성에 영상의 상관과 에지성분을 고려하였다. 에지성분을 첨가하는 방법에서 영상 전체의 크기에 비하여 블럭의 크기를 너무 작거나 크게 결정하면 원하는 에지성분을 얻을 수 없다. 예로서 표3과 표4에 나타난 최소 블럭의 크기보다 작은 1×1화소는 블럭으로서의 의미를 가지지 않으며,

256×256화소인 전체영상에서 64×64화소의 블럭으로 나누었을 때에 블럭의 수는 24개이며 영상전체의 에지의 양에는 큰 변화가 없어 효과적이지 못하다. 따라서, 본 논문에서 제안한 화소단위로 블럭화하는 것이 원영상에 가까운 통계량을 갖는 학습계열을 생성 하는 방법이며 부호화 실험대상 외의 SIDBA의 표준영상에서도 동일한 성향을 보임을 확인하였다.

표 4. 원영상과 의사영상의 에지부의 평균전력(Th=20)

Table 4. Averaged power and relative edge power of the original and the pseudo images.

영 상	Block-Size	평균 전력	에지부의 상대전력(%)
GIRL	원영상	11108.8	18.6
	2 x 2	8209.1	45.0
	4 x 4	10339.2	20.0
	8 x 8	10608.7	17.7
	16 x 16	10554.7	17.2
	32 x 32	10607.7	17.7
PLANT	원영상	8443.0	38.4
	2 x 2	7869.5	51.7
	4 x 4	8410.4	36.9
	8 x 8	8583.6	34.1
	16 x 16	8567.8	33.1
	32 x 32	8623.7	32.5
CRONKITE	원영상	14146.9	10.2
	2 x 2	11571.9	55.9
	4 x 4	13300.6	17.1
	8 x 8	14735.2	11.2
	16 x 16	14336.8	10.7
	32 x 32	14705.3	11.2
AERIAL	원영상	23407.5	52.2
	2 x 2	22630.1	68.7
	4 x 4	23444.4	56.0
	8 x 8	23345.9	57.4
	16 x 16	23326.2	58.6
	32 x 32	23291.1	58.7

2. 양자화기의 설계

본 논문에서는 양자화기의 설계에 필요한 파라미터인 벡터의 차원수, 양자화 대표벡터수, 왜곡 측정 및 양자화 대표벡터의 생성법에 대하여 다음과 같이 지정한다.

- 차원수 : HH1, HL1, LH1영역에서는 4×4화소를 1블럭 16차원벡터로 HH2, HL2, LH2영역에서는 4×2화소를 1블럭 8차원벡터로 하고 HH3, HL3,

LH3영역에서는 2×2의 블록을 1블록 4차원벡터로 한다. 최저해상도성분 LL3은 8비트 DPCM(전치에 측)에 의해 양자화를 한다.

- 오차 측도 : 2승 오차 측도
- 양자화대표벡터수 : N = 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256
- 양자화대표벡터 : 제3장에서 기술한 학습계열로부터 Linde 등에 의해 제안된 LBG알고리즘^[9]을 이용하여 생성한다.

생성된 동일 해상도의 각 영역의 출력벡터를 조합하여 다중해상도 양자화기를 구성한다.

3. 비트 배분

웨이브렛 변환에 의해 분할된 각 영역의 비트 배분은 다음과 같이 계산한다. 최저해상도 성분 LL3을 제외한 각 영역에서의 비트 배분은 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 2승오차로 정의하면 식(5)로 표현된다.

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

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 비트레이트 (bit rate)가 R_T 일 때의 영상전체의 오차 D_T 는 다음과 같이 된다.

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

$D_M^{SQ}(R_M^{SQ})$ 은 최저해상도 영역(여기서는 LL3)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 [7]에서 $\gamma=1, \beta_{k,l}=1$ 의 경우를 이용하면 $R_{k,l}$ 는 식(7)로 구해진다.

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

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

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

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

IV. 시뮬레이션에 의한 성능평가

본 논문에서 제안한 양자화기의 부호화 성능을 검토하기 위해 몇 가지의 영상을 사용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 사용한 영상은 SIDBA의 흑백영상 GIRL, CRONKITE, AERIAL, PLANT이다. 휘도의 변화가 비교적 완만한 것으로 GIRL과 CRONKITE, 급격한 변화가 많은 것으로 AERIAL과 PLANT를 선택하였다. 각 영상은 256×256 화소로 8비트의 gray level을 가진다. 그림 6에 부호화 실험에 사용한 영상들을 보였다.

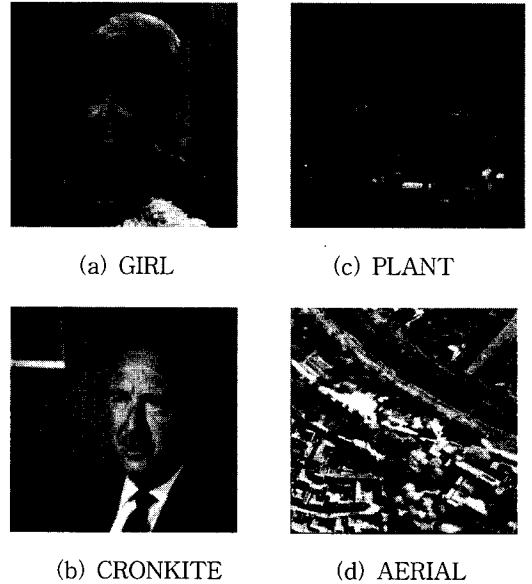


그림 6. 부호화 대상영상
Fig. 6. Images for coding.

먼저 제3장에서 언급한 에지성분을 첨가한 의사영상으로부터 작성한 학습계열을 사용한 양자화기에 의한 부호화 특성과 에지성분의 양(블록의 크기)의 관계를 표5에 나타내었다. 표5에서 영상에 가까운 에지성분을 첨가한 경우 가장 좋은 부호화 결과를 나타낸다. 각

양자화기에 의한 부호화 특성을 구한 결과를 그림7에 보였다. 이 결과로부터 제안한 방식에 의한 양자화기 Q_p 가 참고문헌^[5]의 종래의 방식에 의해 설계된 양자화기 Q_c 의 결과와 비교하여 약간 고성능임을 알 수 있다. 종래의 방식(Q_c)에서는 영상을 학습계열로서 양자화기를 설계하므로 어떠한 영상을 사용하는 것이 적당한가에 대해 분명하지 않다. 말을 바꾸어 표현하면 양자화기에 적용 가능한 대상이 불명확하다.

표 5. 블록크기의 변화에 의한 부호화특성
Table 5. Coding performance for test images various block-size.

Block-Size	부호화 영상(1.04 bpp)			
	GIRL	CRONKITE	AERIAL	PLANT
2 x 2	28.52	26.41	25.72	28.06
4 x 4	32.22	32.48	26.59	29.66
8 x 8	32.96	36.45	26.56	29.15
16 x 16	33.02	36.94	26.33	29.06
32 x 32	32.96	36.48	26.31	28.94

본 논문에서는 부호화 대상영상의 상관과 에지성분의 양이 웨이브렛 변환영역에서의 양자화기 설계에 있어 중요 요소임을 의사영상을 이용하여 보였다. 즉 이러한 요소들을 고려한 학습계열을 이용하여 벡터양자화기를 설계하는 것이 양자화기의 성능을 높일 수 있음을 알았다.

본 논문에서 제안한 방법으로 설계한 벡터양자화기가 실제의 영상 부호화에 효과가 있는지 여부를 검토하기 위하여 영상을 평탄부와 에지부로 나누어 각 부분의 SN비를 구하여 표6에 나타내었다. 에지성분의 검출에는 식(4)를 이용하여 임계치도 같은 크기로 설정하였다.

표 6. 복원결과의 비교(1.04bpp)
Table 6. Comparison between the conventional and the proposed methods.

영상		종래 방식(dB)	제안 방식(dB)
PLANT	평탄부	30.94	31.27
	에지부	25.51	26.49
	영상전체	28.27	29.28
CRONKITE	평탄부	38.40	38.76
	에지부	31.81	32.03
	영상전체	36.86	37.14
GIRL	평탄부	35.45	35.94
	에지부	28.49	29.06
	영상전체	32.58	32.92
AERIAL	평탄부	29.02	29.25
	에지부	23.86	24.56
	영상전체	25.52	25.76

표6의 부호화 특성으로부터 다음 사항을 명확하게 알 수 있다. 제안한 방식에 의해 설계된 양자화기 Q_p 의 경우 제3장의 1에서 작성한 의사신호를 웨이브렛 변환하면 변환계수는 영상의 웨이브렛 변환계수의 통계적 성질에 잘 근사되므로 웨이브렛 변환부호화를 할 때 제안한 방식에 의해 설계된 벡터양자화기가 효과적이다. 그림8에 PLANT의 원영상(그림8(a))과 본 논문에서 비교를 한 2종류의 벡터양자화기에 의한 영상 PLANT의 재생결과를 나타낸다. 이 결과를 보면 본 논문의 제안 방식에 의한 복원 영상(그림8(c))이 종래 방식에 따른 복원 영상(그림8(b))보다 도로나 건물 등의 윤곽부의 재생에 뛰어난 것을 알 수 있다.

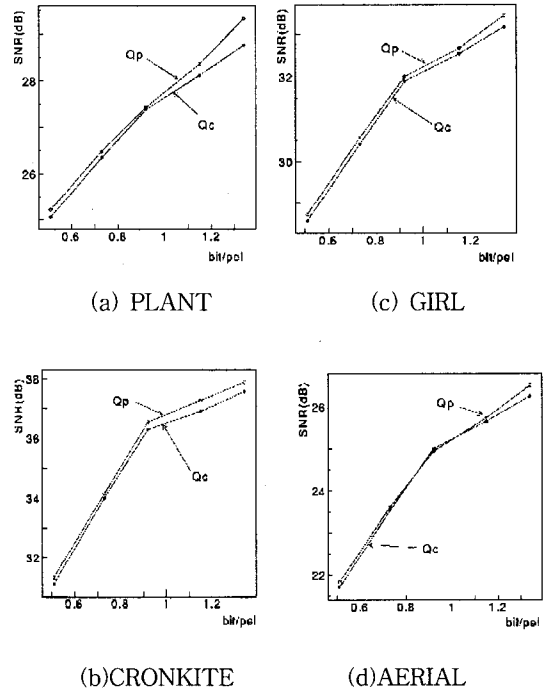
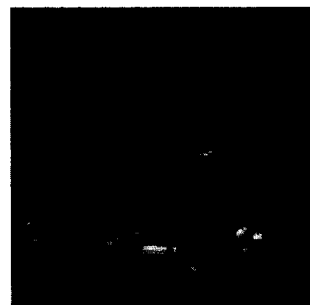
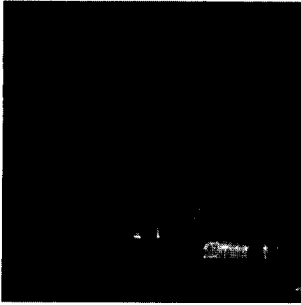


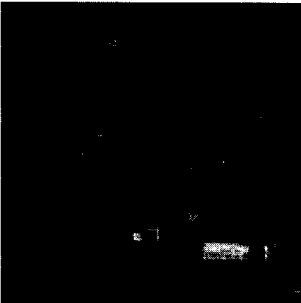
그림 7. 부호화 특성
Fig. 7. Coding performance of the images.



(a) original image



(b) Reconstructed image by Qc



(c) Reconstructed image by Qp

그림 8. 복원영상(1.04bpp)
Fig. 8. Reconstructed images.

이상의 결과로부터 벡터양자화기의 설계에는 양자화 대상영상의 통계적 성질중에서도 영상의 상관과 에지 성분을 고려한 학습계열의 작성이 가장 중요한 것임을 알 수 있다.

V. 결 론

웨이브렛 변환부호화를 위해 상관, 평균, 분산등 영상의 통계적 성질을 부여한 의사영상 신호를 학습계열로 사용한 벡터양자화기의 설계법을 제안하여 영상의 웨이브렛 변환계수를 학습계열로서 이용한 종래의 양자화기와 성능의 비교평가를 하여 유용성을 확인하였다.

이 방법을 제안한 가장 큰 이유는 학습계열로서 다른 영상데이터를 사용하는 것은 통계적인 관점으로 보아 적용 가능한 양자화 대상영상을 이론적으로 지정하는 것이 불가능하기 때문이다. 부호화 결과의 수치에 의한 종래 방식과의 비교보다도 이점이 보다 중요하다고 할 수 있다. 그리하여 통계적으로 명확한 학습계열의 사용을 검토하였다.

본 논문에서는 난수로부터 생성한 의사영상을 이용

하여 벡터양자화기의 대표벡터를 얻기 위한 학습계열을 작성하는 방법을 제안하였다. 또한, 제안한 방법으로 설계한 벡터양자화기가 종래의 임기응변식으로 학습계열을 위한 영상을 선택하는 방법에 비해 부호화 성능이 뛰어난을 실험을 통하여 입증하였다.

본 논문에서 제안한 방식에서 의사영상을 블럭화하여 에지성분을 첨가하는 부분은 영상의 종류별로 블럭의 크기를 바꿈으로써 광범위한 입력영상에 대하여 동일한 방법으로 대응할 수 있다. 또한, 의사영상의 통계적 변수를 제어함으로써 얻어지는 복수의 양자화기의 조합을 준비하면 보다 범용성을 갖는 양자화기로의 길이 넓어지리라고 생각되므로 이후의 검토해야할 과제라고 할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] S. Mallat, "A Theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *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] N. M. Nasrabadi, "Use of vector quantizers in image coding," *Proc. 1985 IEEE Int. Conf. Acoust., Speech & Signal Processing*, pp.125-128, March 1985.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] A. Cohen, I. Daubechies, and J. -C. Feauveau, "Biorthogonal base of compactly supported wavelets," *Commun. Pure. Appl. Math.*, vol.XLV, pp.485-560, 1992.
- [8] 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.

algorithm for vector quantizer design,” IEEE Trans. Commun., vol. COM-28, no.1, pp.84-95, Jan. 1980.

[9] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray, "An

— 著 者 紹 介 —



都 在 銖(正會員)

1965년 7월 17일생. 1991년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1994년 3월 일본 북해도대학 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 3월 일본 북해도대학 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1997년 9월~현재 동국대학교 전산정보학부 전임강사. 주 관심분야는 영상 신호처리, 영상압축, 웨이브렛 변환



沈 太 銀(正會員)

1966년 8월 7일생. 1988년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1993년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 1995년 12월 경상북도청 과학기술담당 연구원. 1998년 3월~현재 경상북도립 예천전문대학 전자과 전임강사. 주 관심분야는 ASIC 설계, 영상신호처리