

주파수 영역에서의 블럭 분류를 이용한 프랙탈 영상 압축

正會員 崔振秀*, 河永浩*

Fractal Image Compression Using Block Classification in Frequency Domain

Jin Soo Choi*, Yeong Ho Ha* Regular Members

要 約

반복 축소 변환 이론에 근거한 프랙탈 영상 압축 기법은 부호화 과정중 형태 정합 및 탐색 과정에서 많은 계산량을 요구한다. 따라서 본 논문에서는 DCT에 의한 주파수 영역의 특성에 근거한 분류 방법과 부호화 속도를 향상시키는 방법을 제안한다. 부호화 속도는 DCT 계수들로부터 구한 각 블럭의 활동도(AC 에너지)와 방향성 정보를 이용하여 개선한다. 블럭의 활동도는 부호화할 range 블럭에 대해 비슷한 활동도를 가지는 domain 블럭으로 탐색을 제한하기 위해 사용되고 방향성 정보는 range 블럭과 domain 블럭의 에지 방향이 결정되면 isometry 변환을 미리 작성된 표에 따라 간단히 결정하기 위해 사용된다.

제안한 방법에 따른 실험 결과는 기존의 Jacquin 방법에 비해 복원영상의 열화는 시각적으로 무시할 수 있는 반면 계산 시간은 약 1/6 이하로 줄어드는 좋은 성능을 나타냈다.

ABSTRACT

Fractal image compression based on iterated contractive transform theory requires a large amount of computation time during pattern matching and/or searching steps in encoding process. In this paper, the classification method based on the frequency characteristics in discrete cosine transform domain and improvement of encoding speed are proposed. The encoding speed is improved by using the activity(AC energy) and the directional information of each block which are obtained from DCT coefficients. The activity of a block is used for restricting the search of a range block to be encoded to domain blocks with a similar activity. And directional information is used for deciding the isometry type from domain block to range block according to the predetermined isometry transform table.

Experimental results of the proposed method show good performance such that the computation time is reduced to below 1/6 of that of the Jacquin's method(5), while the loss in decoded image quality is visually negligible.

*慶北大學校 電子工學科

Dept. of Electronics, Kyungpook National University

論文番號 : 9507-0105

接受日字 : 1995年 1月 5日

I. 서 론

현대 정보화 사회의 꽃이라고 할 수 있는 멀티미디어 환경은 정지 영상, 동영상 및 음성신호 처리 기술의 발달로 구현 가능하게 되었다. 그러나 많은 양의 데이터를 발생시키는 영상 매체는 실시간 처리하거나 저장하는 데에는 많은 어려움이 있으므로 보다 적은 비트로 정보를 나타내기 위한 영상 압축은 필수적이라 할 수 있다.

디지털 영상 압축 기법으로는 크게 영상의 예측성(predictability), 불규칙성(randomness) 및 평탄성(smoothness) 등의 특성을 이용하는 예측 부호화와 영상을 다른 영역으로 변환함으로써 많은 정보들이 몇 개의 샘플들에 집중되는 에너지 집중 현상을 이용하는 변환 부호화로 나눌 수 있다. 이러한 기술은 영상의 인접 샘플들 간의 상관도(correlation) 또는 중복성(redundancy)에 그 근거를 두고 있다. 특히 동영상 및 정지 영상 압축의 표준화 방안인 MPEG⁽¹⁾과 JPEG⁽²⁾은 변환 부호화 기법 중 DCT(discrete cosine transform)를 공통적으로 채택하고 있으며 한정된 비트율 내에서는 효과적인 방법으로 알려져 있다. 하지만 DCT에 의한 압축 기법은 낮은 비트율에서 에지 열화 및 블럭간의 불연속성으로 인해 화질이 급격히 떨어지게 된다. 따라서 최근에는 해상도에 무관하고 뛰어난 압축효과를 지니는 프랙탈 영상 압축 기법에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다.^(3, 10)

프랙탈 부호화 기법의 주된 목적은 자연 신호에 존재하는 자기 자신을 담은 구조를 데이터 압축을 위해 이용하는 것이다. 여기서 자기 자신을 담은 구조를 자기 유사성(self-similarity)이라 일컫고 이는 영상내에 존재하는 특별한 형태의 중복성으로 볼 수 있다. 따라서 프랙탈 부호화의 기본 원리는 영상의 명암도 변화 형태를 영상내에 존재하는 국부적인 자기 유사성의 관계를 이용하여 축소 affine 변환으로 표현한다. 이때 얻어지는 축소 affine 변환의 계수를 프랙탈 코드로 볼 수 있으며 이는 간단한 데이터의 집합으로 표현할 수 있으므로 압축이 가능하게 된다. 부호화 과정은 임의의 초기 영상에 대하여 축소 affine 변환을 반복적으로 적용하여 복원 영상을 얻는다.⁽³⁾

이와 같은 반복 축소 변환의 프랙탈 이론에 근거한 영상 압축 기법은 영상의 프랙탈 특성을 이용하는 효과적인 부호화 방법이며 기존의 부호화방법들에 비해 높은

압축율에서도 나은 화질을 얻을 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 부호화 과정에서 형태 정합(pattern matching) 및 탐색 과정(searching process)은 많은 계산량을 요구하므로 구현상의 문제점을 야기시킨다.

따라서 본 논문에서는 복원 영상의 화질을 충분히 유지하면서 신속한 부호화가 가능하도록 기존의 Jacquin 방법⁽⁵⁾에서 사용한 Ramamurthi와 Gersho의 공간 영역에서의 블럭 분류 방법⁽¹¹⁾ 대신에 DCT에 의한 주파수 영역의 특성에 근거한 분류 방법을 제안하였다. 제안한 DCT 영역에서의 블럭 분류 방법은 수평 및 수직방향으로 놓인 주파수성분들의 평균 에너지의 크기에 따라 크게 세가지의 유형 즉 평탄(shade), 중간범위(midrange)와 에지(edge) 블럭으로 구분한 후 에지 블럭의 경우는 첫번째 수평 및 수직 주파수 성분의 부호를 이용하여 에지의 방향에 따라 12가지 유형으로 다시 분류한다. 그리고 부호화 과정은 탐색과정에서 발생하는 불필요한 블럭의 탐색 수를 줄이기 위해 range 및 domain 블럭의 활동도(AC 에너지)를 계산한 후 range 블럭에 대해 활동도 값이 비슷한 domain 블럭들로 탐색을 제한함으로써 신속히 부호화하도록 하였다. 또한 DCT의 주파수 영역 특성으로부터 추출된 블럭의 방향성 정보를 이용하여 블럭을 보다 더 세분하여 블럭의 밝기값들의 형태 정합 과정에서 사용되는 회전 및 반사로 이루어지는 여덟가지 형태의 isometry를 range 블럭과 domain 블럭의 유형으로부터 미리 하나를 결정함으로써 부호화 속도를 향상시켰다.

제안한 방법에 의한 실험 결과는 256×256 크기의 Lena 영상에 대해 적용한 경우 기존의 Jacquin 방법에 의한 결과에 비해 화질의 열화는 거의 무시할 수 있는 반면 계산시간은 약 1/6 이하로 줄어드는 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 II장에서 프랙탈 블럭 부호화 방법의 이론적인 배경에 대해 간단히 설명하고 III장에서 주파수영역에서의 블럭 분류를 이용한 두가지 속도 개선 방안을 제안하였다. 그리고 IV장과 V장에서는 모의 실험 결과를 통해 제안한 방식의 성능을 분석한 다음, 결론을 맺는다.

II. 이론적 배경

1. 축소 변환(contractive transformation)

완전 척도 공간(complete metric space) (X, d) 에서 정의되는 변환 $w : X \rightarrow X$ 가 척도 공간내의 모든 x, y 에 대하여 다음 성질을 만족할 때 변환 w 를 축소 변환⁽⁷⁾이라고 한다.

$$(w(x), w(y)) \leq s \times d(x, y), \quad 0 \leq s < 1 \quad (1)$$

여기서 d 는 Hausdorff 척도를 취하는 거리 함수를 나타내고 s 는 변환 w 의 축소도를 나타낸다.

2. Affine 변환

자기 자신의 공간으로 사상(mapping)되는 변환으로 보통 affine 변환을 주로 사용한다. Affine 변환은 n 차원의 공간에서 좌표 축의 회전(rotation), 크기 변환(scaling)과 이동(translation)의 조합으로 이루어지며 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$w \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} \quad (2)$$

3. IFS(iterated function system)

자기 자신의 공간으로 사상되는 축소 변환들로 이루어진 집합 $\{w_n : X \rightarrow X; n=1, \dots, N\}$ 을 IFS⁽⁷⁾라 하고 이는 공간상의 집합들에 대한 사상을 다음과 같이 축소 변환들의 합집합(union)으로 정의한다.

$$W(B) = \bigcup_{n=1}^N w_n(B) \quad (3)$$

IFS를 이루는 각각의 변환 w_n 이 축소 변환인 경우 변환 W 를 반복 적용하면 고정점(fixed point)으로 수렴하게 된다. 따라서 IFS는 변환 W 의 고정점인 집합을 유일하게 표현하며 이 집합을 끌개(attractor)라 한다.

4. 고정점 정리(fixed point theorem)

X 가 완전 척도 공간이고 그 공간에서 정의되는 변환 $W : X \rightarrow X$ 가 축소 변환이면 변환 W 가 유일한 고정점 $|W|$ 를 가지는 것을 고정점 정리⁽⁷⁾라 하고 다음 식과 같이 표현된다.

$$|W| = W(|W|) \quad (4)$$

또한 고정점 정리는 임의의 $x \in X$ 에 대하여 반복적으로 축소 변환 W 를 적용하면 x 는 고정점 $|W|$ 로 수렴하게 됨을 나타낸다.

$$|W| = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(x) \quad (5)$$

따라서 고정점 정리는 어떤 완전 척도 공간에서의 한 점이 그 공간상의 어떤 축소 변환에 대한 고정점이라고 하면 그것은 항상 간단한 반복적인 방법에 의해 생성될 수 있다는 사실을 암시한다.

5. 콜라즈 정리(Collage theorem)

프랙탈 영상 부호화는 부호화하고자 하는 영상을 고정점으로 하는 축소 변환들의 모임(W)인 IFS를 찾는 것을 말한다. 변환 W 의 고정점을 $|W|$ 라하고 축소도를 s 라 할때, 변환 W 는 임의의 $x \in X$ 에 대하여 다음 조건을 만족한다(Collage theorem)⁽⁴⁾.

$$d(|W|, x) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(x), x), \quad \forall x \in X \quad (6)$$

콜라즈 정리는 원영상을 정확히 복원할 수 있는 축소 affine 변환을 구할 수 없기 때문에 가급적 원영상과 가깝게 복원할 수 있는 변환을 적용하기 위해 필요하고 재생된 영상과 원영상 사이의 오차에 대한 한계를 결정한다. 즉 주어진 영상 x 와 그것을 변환한 영상간의 오차가 작을수록 변환의 고정점 $|W|$ 는 원영상 x 에 근접함을 뜻한다. 여기서 축소도 s 는 수렴 속도를 결정하며, 값이 작을수록 고정점에 빠르게 수렴한다. 따라서 콜라즈 정리를 사용하여 IFS를 구성하고, 임의의 초기 영상에 대해 IFS 변환 W 를 반복적으로 적용하면 고정점 정리에 의하여 W 에 의하여 부호화된 영상을 복원해 낼 수 있다.

6. PIFS(partitioned IFS) 이론

Sierpinski 삼각형과 같이 전체와 부분간의 자기 유

사성이 강한 순수한 프랙탈 이진 영상은 적은 수의 인자(parameter)를 사용하여 영상을 표현할 수 있다. 그러나 자연에 존재하는 영상들은 자기 유사성이 그리 강하지 않으며 또한 명암도와 색정보도 가지므로 단순한 형태의 IFS로는 표현하기 어렵다. 따라서 영상을 부분으로 분할하여 IFS를 적용함으로써 부호화하기 힘든 여러 형태의 영상을 부호화하는 것이 가능하다. PIFS⁽⁷⁾는 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$w_i \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i & b_i & 0 \\ c_i & d_i & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \\ o_i \end{pmatrix} \quad (7)$$

여기서 x, y는 좌표, z는 화소의 밝기이며, a_i, b_i, c_i, d_i는 크기변환과 회전에 관계된 변환을 나타내고 e_i, f_i는 좌표축을 따르는 이동을 나타낸다. 그리고 s_i는 명암도 변화 인자(scaling)를 o_i는 밝기 조절 인자(brightness)를 나타낸다.

식 (7)에서 좌표와 관련된 affine 변환은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$v_i \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \end{pmatrix} \quad (8)$$

영상은 함수 f(x, y)로 의해 모델화되므로 w_i ≡ w_i(x, y, f(x, y))에 의해 영상 f에 대한 w_i를 적용할 수 있다. 따라서 v_i는 원영상의 분할된 부분이 어떻게 affine 변환에 적용될 수 있는지를 결정하고 s_i는 명암도 변화인자이고 o_i는 밝기 조절인자에 관한 것이다. 그리고 PIFS가 적용되는 과정은 우선 전체와 부분간의 유사성을 잘 반영할 수 있도록 영상을 분할하여야 한다. 일반적으로 영상 f의 좌표축을 구성하는 평면 공간 I²의 부분 집합을 D₁, D₂, ..., D_n과 R₁, R₂, ..., R_n으로 정의하고, 각각을 domain과 range라 표기한다. 그러므로 각 w_i는 D_i 위의 공간인 D_i × I²으로 제한된다. 즉 w_i는 domain D_i 위에 있는 영상 부분에만 적용된다. 이것을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$v_i(D_i) = R_i \quad (9)$$

W(f)가 영상이 되도록 하기 위해서는 UR_i=I²이고 i ≠ j

일때 R_i ∩ R_j = 0의 조건을 만족하여야 한다. 즉 영상에 변환 W를 적용하는 것은 I² 평면의 각점 위에서 어떤 유일한 값을 지니는 함수를 얻는 것이 된다.

Ⅲ. 프랙탈 영상 압축

1. 압축 방법의 개요

제안한 알고리즘은 Jacquin의 반복 축소 변환 이론에 근거한 블록 부호화 방법을 구간으로 탐색과 형태 정합 과정에서 유발되는 불필요한 연산을 제거하여 신속한 부호화가 가능하도록 하였다. 개략적인 부호화 과정은 그림 1과 같다. 우선 N × N 크기의 영상(f)을 입력하여 일정한 간격으로 수평, 수직으로 이동시켜 가며 2b × 2b 크기의 domain 블록 D_{kl}(k, l = 1, ..., M)을 구성한다. 그리고 b × b 크기의 겹치지 않는 range 블록 R_{ij}(i, j = 1, ..., K)을 구성한 후 각 range 블록에 대해 domain 블록을 차례로 탐색하면서 주어진 거리함수에 대해 가장 작은 근사화 오차를 갖는 변환을 찾는다. 여기서 변환은 기하(geometric)변환 G와 massic 변환 M으로 구성된다. 기하변환은 domain 블록을 평균에 의해 range 블록 크기로 축소시키며 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$(G \cdot D)(i, j) = \frac{1}{4} \sum_{m=1}^2 \sum_{n=1}^2 D(2i+m, 2j+n) \quad (10)$$

그리고 massic 변환은 미리 정한 여덟 가지 형태의 isometry 변환(γ), 명암도 변화 인자(a) 및 밝기 조절 인자(c)에 의해 블록내의 명암도를 변화시킨다. 표 1은 사용한 isometry 변환의 유형을 나타낸다.

따라서 프랙탈 코드를 결정하는 것은 최소의 오차를 갖도록 하는 isometry의 형태, 명암도 변화 인자, 밝기 조절 인자 그리고 그때의 domain 블록의 위치를 결정하는 것이다. 즉 range 블록 R_{ij}와 가능한 모든 domain 블록에 대해 변환된 블록 w_{ij}(D_{ij})와의 오차를 최소로 하는 변환 w를 찾는 것이 된다.

$$w_{ij}(D_{ij}) = a_{ij} \gamma_{ij} G \cdot D_{kl} + c_{ij}, \quad k, l = 1, \dots, M \quad (11)$$

그러나 위와 같은 방법은 연산량이 너무 많게 되므로

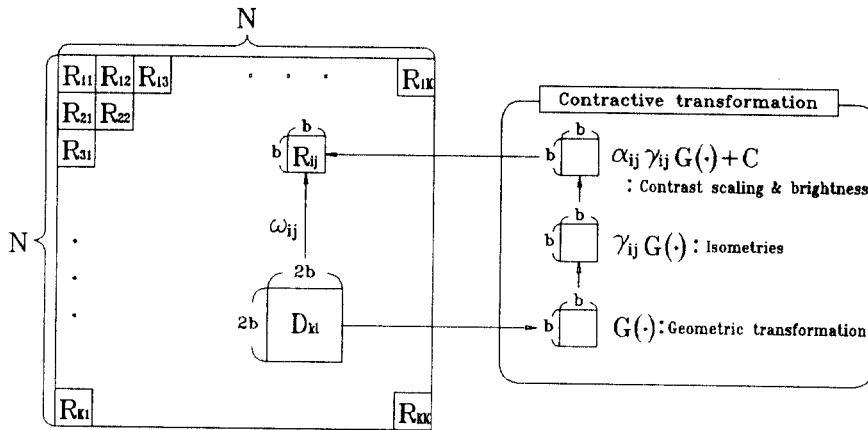


그림 1. 부호화 과정
Fig. 1. Encoding process.

표 1. Isometry 변환
Table 1. Isometry transformation.

t_0	$(t_0 D)(i, j) = D(i, j)$	Identity
t_1	$(t_1 D)(i, j) = D(i, b-1-j)$	Flip & Rotate 180°
t_2	$(t_2 D)(i, j) = D(b-1-i, j)$	Flip horizontally
t_3	$(t_3 D)(i, j) = D(j, i)$	Flip & Rotate 90°
t_4	$(t_4 D)(i, j) = D(b-1-j, b-1-i)$	Flip & Rotate 270°
t_5	$(t_5 D)(i, j) = D(j, b-1-i)$	Rotate 90°
t_6	$(t_6 D)(i, j) = D(b-1-i, b-1-j)$	Rotate 180°
t_7	$(t_7 D)(i, j) = D(b-1-j, i)$	Rotate 270°

Jacquin은 효율적인 부호화가 가능하도록 블럭의 속성을 평탄 블럭, 중간범위 블럭, 에지 블럭으로 분류한 후 range 블럭의 부호화시 같은 속성을 가지는 domain 블럭으로 탐색을 제한함으로써 부호화의 속도를 높이려고 하였다. 또한 블럭의 속성에 따라 부호화 방법을 달리하여 프랙탈 코드를 생성하였다. 하지만 이와 같은 노력에도 불구하고 Jacquin의 방법은 여전히 많은 계산량을 지낸다.

따라서 기존의 Jacquin 방법이 부호화 과정에서 지

니는 과도한 연산량을 줄이기 위해 제안한 방법은 domain 블럭을 탐색하는 과정에서 range 블럭과 domain 블럭 간의 활동도(activity) 값이 비슷한 domain 블럭만을 탐색하도록 탐색 범위를 줄여 부호화를 실시한다. 그리고 DCT의 주파수 영역 특성으로부터 블럭의 방향성 성분까지 추출하여 블럭을 보다 더 세분하여 massic 변환 중 isometry를 range 블럭과 domain 블럭의 유형으로부터 미리 결정함으로써 부호화 속도를 향상시킨다.

2. Domain 블록 집합의 구성

$N \times N$ 크기의 영상에 대해 range 블록($b \times b$)에 대응하는 domain 블록($2b \times 2b$)의 집합은 수평, 수직 방향으로 1 화소씩 이동하여 구성하면 $(N-2b+1)^2$ 만큼의 블록 갯수가 되고 이것은 각 range 블록마다 탐색하기에는 너무 많은 연산량을 필요로 하게 된다. 따라서 domain 블록 집합을 수평, 수직 방향으로 b 또는 $b/2$ 크기의 단위로 창(window)을 이동하여 구성함으로써 탐색의 수를 줄일 수 있다.

3. DCT에 의한 분류(classification) 방법

영상의 에지 성분은 인간 시각 특성상 매우 중요한 특징으로 널리 알려져 있으며 이를 충실히 보존하기 위한 부호화 기법이 많이 연구되고 있다. Ramamurthi과 Gersho는 영상의 인식 특성을 보존하기 위해 영상 블록을 에지의 방향, 위치, 극성(polarity)에 근거하여 세가지로 분류한 후 독립적으로 벡터 양자화를 하였다. Ho와 Gersho^[12]는 DCT 계수의 AC 에너지에 근거하여 영상 블록을 분류한 후 각 블록의 유형에 맞게 부벡터를 구성하여 벡터양자화함으로써 성능 향상을 꾀하였다. 그리고 Kim과 Lee^[13]는 DCT 계수의 수평 및 수직 주파수의 특성을 이용하여 영상 블록을 여덟가지 유형으로 분류한 후 벡터 양자화하였다. 이상과 같은 방법들은 블록의 유형에 맞게 부호화하므로 분류의 정확도에 따라 부호화의 성능이 좌우될 수 있다. 그러나 본 논문에서 사용되는 블록의 분류는 range 블록의 부호화시 domain 블록의 탐색 수를 줄이는 것이 주목적이며 또한 이로 인해 부호화후 발생한 오차가 각 블록 특성에 맞게 분포되는 효과를 얻기 위한 것이다.

본 논문에서는 블록의 탐색 수를 줄이기 위하여 Ramamurthi과 Gersho가 제안한 공간영역에서의 블록 분류 방법 대신에 DCT에 의한 주파수 영역에서의 특성에 근거한 분류 방법을 제안하였다. 주파수 영역에서의 블록 분류를 사용한 것은 DCT 계수의 특성으로부터 방향성 정보를 손쉽게 얻기 위함이다. DCT에 의한 분류를 위해 첫번째 수직 및 수평주파수 성분(V_1 , H_1)의 부호와 수직 및 수평 방향을 따르는 주파수 성분의 평균 에너지(E_V , E_H)를 특징값으로 사용하였다. 이때 고려되는 주파수 성분의 위치는 그림 2와 같다.

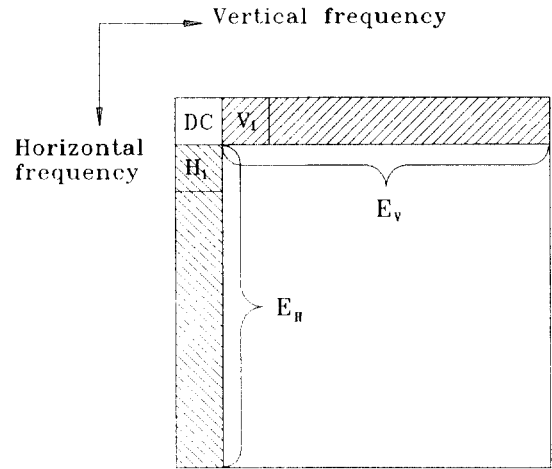


그림 2. 특징값 계산을 위한 주파수 성분의 위치
Fig. 2. The position of frequency components for computing the feature values.

그리고 수평, 수직 주파수의 평균에너지는 다음 식과 같이 구할 수 있다. 여기서 b 는 블록의 크기를 나타내며 $F(u, v)$ 는 (u, v) 주파수 위치에서의 계수 값을 나타낸다.

$$E_H = \sqrt{\frac{1}{(b-1)} \sum_{u=1}^{b-1} F(u, 0)^2} \quad (12)$$

$$E_V = \sqrt{\frac{1}{(b-1)} \sum_{v=1}^{b-1} F(0, v)^2} \quad (13)$$

이상과 같이 특징값을 구한 후 E_V 와 E_H 값과 H_1 과 V_1 의 부호를 이용하여 다음 식에 의해 크기(R)와 방향(θ)을 구한다.

$$R = \sqrt{E_H^2 + E_V^2} \quad (14)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\text{sign}(V_1) \times E_V}{\text{sign}(H_1) \times E_H} \right) \quad (15)$$

여기서 $\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$

블록의 분류는 다음 두 단계로 이루어진다. 첫번째 단

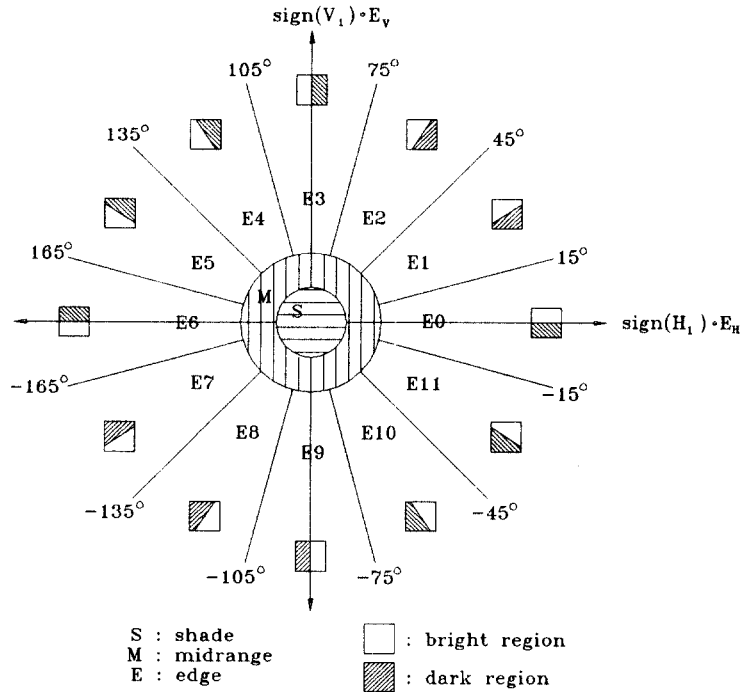


그림 3. DCT 영역의 특징값에 따른 블럭의 분류된 유형
 Fig. 3. Classified block types according to feature values in DCT domain.

계는 R 값의 크기에 따라 평탄 블럭, 중간 범위 블럭, 에지 블럭으로 분류한다. 그리고 두번째 단계는 에지 블럭의 경우에 대해 θ 값을 30° 간격으로 구분하여 12 가지 유형의 에지를 지니는 블럭으로 분류한다. 따라서 DCT 영역의 특징값으로부터 분류한 블럭의 유형은 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

4. 제안한 속도 개선 방안

(1) 활동도(activity)를 이용한 불필요한 domain 블럭의 제거

활동도는 영상의 상세함(detail)의 정도를 나타내는 중요한 특징으로 사용할 수 있으며 각 영상 블럭을 DCT 한 후 계수들 중 DC 성분만을 제외한 나머지 AC성분의 평균 에너지(A_F)에 의해 측정할 수 있다. 일반적으로 블럭의 활동도가 높으면 블럭의 복잡도가 크고, 활동도가 낮으면 블럭의 복잡도가 작다. 제안한 DCT 분류기에 의해 영상블럭을 크게 세 유형으로 분류

하였을때 각 유형의 활동도를 측정하면 평탄 블럭, 중간 범위 블럭, 에지 블럭의 순으로 활동도가 커짐을 알 수 있다. 그리고 동일 유형의 블럭일지라도 어느 정도 블럭의 활동도에서는 차이가 나타나며 특히 에지 블럭일 경우에는 활동도가 다양하게 나타난다. 이는 수평 및 수직 주파수의 에너지 크기에 따라 크게 3가지 유형으로 블럭을 구분하여 발생하였다고 볼 수 있다. 그림 4는 Lena 영상의 블럭의 활동도를 각 유형별로 나타낸 히스토그램이다.

이와 같은 블럭의 특성을 나타내는 활동도를 이용하여 본 논문에서는 range 블럭을 부호화할 때 서로 비슷한 활동도를 가지는 domain 블럭을 탐색하도록 제한함으로써 부호화 속도를 빠르게 할 수 있다. 비슷한 활동도의 판단 기준은 다음 식을 이용하였다. 이는 활동도간의 정규화 오차(Enor)라고 볼 수 있다.

$$E_{nor} = \left| \frac{A_F(R) - A_F(D_{1/2})}{A_F(R) + A_F(D_{1/2})} \right| \quad (16)$$

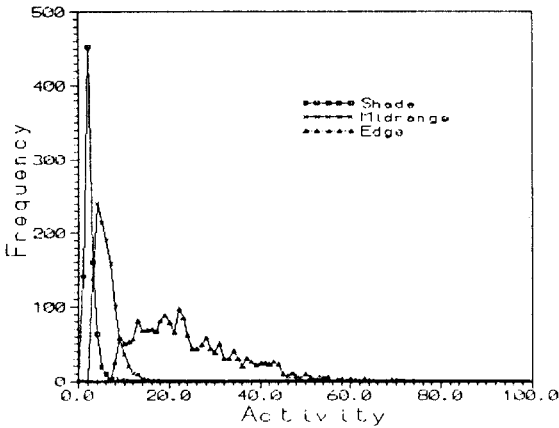


그림 4. 블록의 유형에 따른 활동도의 히스토그램
Fig. 4. Histogram of activity according to block types.

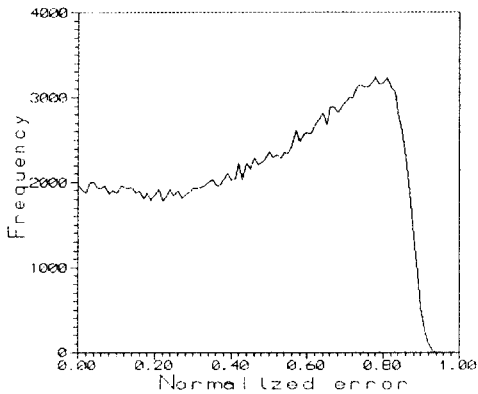
여기서 $AF(\cdot)$ 는 블록의 활동도, R은 range 블록, D_1 는 수평 및 수직방향으로 1/2만큼 축소된 domain 블록을 나타낸다.

부호화 과정은 range 블록과 domain 블록간의 정규화 오차가 미리 주어진 문턱치보다 작은 domain 블록들만을 선택하여 부호화 과정시 사용하도록 한다. 이처럼 블록의 활동도를 이용하여 domain 블록 탐색시 불필요한 블록을 미리 제거하기 위해 사용할 수 있고 이는

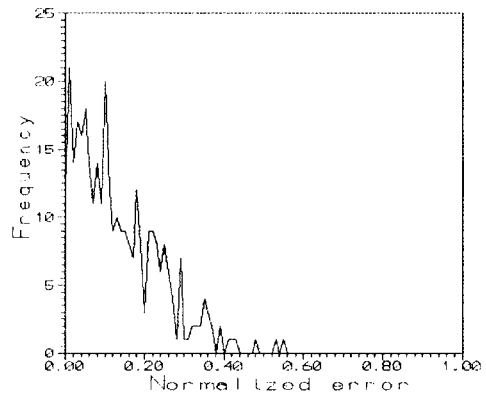
그림 5와 같이 정규화 오차의 분포 특성에 기인한다. 그림 5(a)는 range 블록에 대하여 탐색되는 동일한 유형의 전체 domain 블록과의 정규화 오차의 히스토그램을 나타내며 그림 5(b)는 range 블록과 최소의 오차 값을 가지는 domain 블록간의 정규화 오차의 히스토그램을 나타낸다. 나타난 바와 같이 부호화 과정 중 domain 블록을 모두 탐색할 경우에는 정규화 오차값이 0에서 1까지 거의 모두 분포하는 반면, 최적 블록을 탐색한 후의 정규화 오차 값은 0 쪽으로 몰리게 되며 이로써 domain 블록과 range 블록간의 활동도값이 비슷한 경우에 최소의 오차가 발생함을 알 수 있다. 따라서 range 블록에 대해 비슷한 활동도 값을 가지는 domain 블록들로 탐색 블록의 수를 제한하는 것이 바람직하며 이로 인한 화질의 감소는 거의 무시할 수 있다.

(2) 방향성 정보를 이용한 isometry 유형의 결정

블록의 부호화 과정은 활동도에 따라 선택된 domain 블록에 대해 회전과 반사로 구성된 여덟 가지의 기하학적인 변환(isometry)을 차례로 적용하면서 동시에 명암도 변화 인자 및 밝기 조절 인자에 의해 블록내의 명암도를 변화시킨다. 그리고 이 과정에서 range 블록과 최소의 오차를 갖도록 하는 isometry의 형태, 명암도



(a)



(b)

그림 5. Range 블록과 domain 블록간의 정규화 오차 히스토그램

(a) 전역 탐색 후 (b) 최적 탐색 후

Fig. 5. Histogram of normalized error between range and domain blocks
(a) after full searching (b) after optimal searching.

변화 인자, 밝기 조절 인자 그리고 그때의 domain 블럭의 위치를 프랙탈 코드로 결정한다. 그러나 range 블럭과 domain 블럭의 유형이 예지 방향에 따라 30° 단위로 세분화된 12가지 유형 중 하나로 각각 결정되면 여덟가지의 isometry를 모두 적용하여 최소의 오차를 갖는 isometry 형태를 결정할 필요없이 미리 적용가능한 isometry 형태를 결정할 수 있다. 예를 들면 range 블럭의 유형이 그림 3과 같이 E1이고 domain 블럭의 유형이 E7이면 domain 블럭을 180° 회전시키면 명암도 변화 인자와 밝기 조절 인자와 상관없이 구조적으로 가장 닮은 형태의 블럭이 될 수 있다. 이때 180° 회전은 isometry 변환 중 t_6 에 해당한다. 따라서 range 블럭의 유형이 일단 결정되면 domain 블럭의 유형에 따라 적용가능한 isometry 변환의 유형을 미리 결정할 수 있다. 표 2는 range와 domain 블럭의 유형에 따라 미리 결정된 isometry 변환의 형태를 나타낸다. 여기서 × 표시는 domain 블럭에 여덟 가지 isometry 변환을 모두 적용하여도 range 블럭의 예지

유형과 닮은 것을 만들 수 없음을 나타내므로 부호화 과정에서 그 블럭은 제거함을 의미한다. 따라서 여덟가지 isometry 변환을 모두 적용하여 가장 적당한 변환을 찾을 필요없이 적용가능한 isometry 변환표를 이용하여 부호화함으로써 예지블럭의 경우에 약 1/8 정도로 연산시간이 줄어들 수 있다.

5. 분류 유형에 따른 부호화

(1) 평탄 블럭의 부호화

평탄 블럭으로 분류된 range 블럭은 균일한 명암도를 갖는 것으로 간주해 블럭 화소의 평균 명암도를 양자화하여 프랙탈 코드로 결정한다. 따라서 이 블럭은 domain 블럭을 탐색할 필요없이 부호화하려는 range 블럭의 평균값만을 구하면 된다.

(2) 중간범위 블럭의 부호화

중간범위 블럭으로 분류된 range 블럭은 같은 유형

표 2. Range와 domain 블럭 유형에 따른 isometry 변환
Table 2. Isometry transformation according to the types of range and domain block.

Domain block \ Range block	E ₀	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆	E ₇	E ₈	E ₉	E ₁₀	E ₁₁
E ₀	t ₀	×	×	t ₅	×	×	t ₆	×	×	t ₇	×	×
E ₁	×	t ₀	t ₃	×	t ₅	t ₂	×	t ₆	t ₄	×	t ₇	t ₁
E ₂	×	t ₃	t ₀	×	t ₂	t ₅	×	t ₄	t ₆	×	t ₁	t ₇
E ₃	t ₇	×	×	t ₀	×	×	t ₅	×	×	t ₆	×	×
E ₄	×	t ₇	t ₂	×	t ₀	t ₄	×	t ₅	t ₁	×	t ₆	t ₃
E ₅	×	t ₂	t ₇	×	t ₄	t ₀	×	t ₁	t ₅	×	t ₃	t ₆
E ₆	t ₆	×	×	t ₇	×	×	t ₀	×	×	t ₅	×	×
E ₇	×	t ₆	t ₄	×	t ₇	t ₁	×	t ₀	t ₃	×	t ₅	t ₂
E ₈	×	t ₄	t ₆	×	t ₁	t ₇	×	t ₃	t ₀	×	t ₂	t ₅
E ₉	t ₅	×	×	t ₆	×	×	t ₇	×	×	t ₀	×	×
E ₁₀	×	t ₅	t ₁	×	t ₆	t ₃	×	t ₇	t ₂	×	t ₀	t ₄
E ₁₁	×	t ₁	t ₅	×	t ₃	t ₆	×	t ₂	t ₇	×	t ₄	t ₀

의 domain 블럭을 탐색하여 축소 변환을 거쳐 최소의 왜곡을 갖는 변환을 구한다. 여기서 축소 변환은 기하 변환과 massic 변환 중에서 명암도 변화 인자와 밝기 조절 인자로 구성된다. 이때 부호화 속도를 향상시키기 위하여 range 블럭과 domain 블럭간의 AC에너지가 비슷한 경우에 변환을 행하도록 한다.

(3) 에지 블럭의 부호화

에지 블럭으로 분류된 range 및 domain 블럭은 명암도의 히스토그램에 근거하여 밝고 어두운 두 영역으로 분류된다. 이때 밝은 영역과 어두운 영역의 명암도 차이를 생동폭(dynamic range)이라고 한다. 에지 블럭의 변환은 중간범위 블럭의 경우와 같이 기하 변환과 isometry 변환을 포함한 massic 변환으로 구성된다. 명암도 변화 인자는 range 블럭과 domain 블럭의 생동폭이 같게 되도록 결정하고 밝기 조절 인자는 명암도 변화 인자와 isometry 변환이 결정된 후 최소의 오차를 가지도록 정한다. 따라서 제안한 방법에 따른 부호화는 우선 블럭의 활동도가 비슷한 domain 블럭을 선택하여 명암도 변화 인자를 구한다. 그리고 range 블럭과 domain 블럭의 에지 방향에 관한 정보로부터 결정된 isometry 변환 유형에 따라 변환한 후 최소의 오차를 가지도록 하는 밝기 조절 인자를 결정한다.

6. 두계층 부호화

Range 블럭을 부호화하기 위해서는 같은 유형의 domain 블럭을 탐색하여 최소의 오차를 가지는 변환을 찾는다. 이때 domain 블럭중에서 range 블럭과의 자기 유사성이 강한 블럭이 존재하지 않을 경우에는 부호화 오차가 크게 발생한다. 또한 평탄블럭과 같이 블럭내의 평균값을 부호화 코드로 결정하는 경우에는 블럭의 크기가 커질수록 오차가 커지게 된다. 따라서 부호화 오차를 줄이기 위해 현재의 range 블럭(parent block)을 4개의 자블럭(child block)으로 분할하고 각 블럭의 부호화 오차가 특정 문턱값보다 크게 되는 자블럭에 대해서는 모블럭에 대해 적용한 부호화 방법과 동일하게 다시 적용하여 부호화한다. 이때 재부호화하도록 선택될 수 있는 자블럭의 형태는 크게 12가지가 나올 수 있으므로 이를 4 비트로 표현하여 프래탈 코드에 포함시킨다⁵⁾.

이와 같이 2-계층 부호화를 채택함으로써 오차가 크

게 발생하는 블럭은 다시 분할하여 부호화하기 때문에 화질을 개선할 수 있다. 그러나 프래탈 부호화 기법은 블럭의 크기에 관계없이 기본적인 코드를 필요로 하기 때문에 블럭의 크기가 작아질수록 압축율면에서는 효과적이지 못하다. 따라서 2-계층 부호화는 비트율, 화질 및 계산량을 모두 고려할 수 있도록 부호화를 하여야 한다.

IV. 실험 결과

제안한 부호화 방법의 성능을 알아보기 위해 256×256 및 512×512 화소 크기의 256 명암도를 가지는 Lena 흑백 영상에 대하여 SUN SPARC Classic에서 실험하였다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 기준으로 연산량 및 연산 속도, PSNR(peak-to-peak signal to noise ratio), 화소당 비트수를 사용하였다. 그리고 실험시 부호화 성능에 영향을 미치는 요소들은 domain 블럭의 선택 범위, domain 블럭 구성시 이동 범위, 정규화 오차의 문턱값, 블럭 유형들의 비율, 두 계층 부호화시 블럭 분할 기준 등이 있을 수 있고 이 값들에 따라 전체 부호화 성능이 크게 좌우될 수 있다. Domain 블럭의 선택 범위는 영상을 4개의 부영상으로 나누어 독립적으로 부호화함으로써 256×256 영상일 경우에는 128×128 크기의 영상에서 구성하고 512×512 영상일 경우에는 256×256 크기의 영상에서 구성한다. 그리고 domain 블럭의 집합을 구성할 때 사용한 이동 범위는 모블럭일 경우에는 8 화소, 자블럭일 경우에는 4 화소이다. 활동도 정규화오차의 값이 모블럭 및 자블럭에 대해서 0.2 이상인 경우에는 domain 블럭의 집합에서 제거하여 속도를 향상시켰다. 256×256 Lena 영상의 경우에 Jacquin의 방법과 제안한 방법 모두에 대해서 사용한 블럭 유형의 비율(평탄 블럭 : 중간범위 블럭 : 에지 블럭)은 0.11 : 0.30 : 0.59이다.

표 3은 256×256 Lena 영상에 대해 제안한 방법과 Jacquin의 방법과의 성능 비교를 나타낸다. 우선 공간 영역 분류 방법 대신 DCT 분류기를 이용하여 부호화한 경우 비트율이나 화질면에서 오히려 더 나은 성능을 보여준다. 그리고 본 논문에서 제안한 속도 개선을 위한 두 가지 제안 방안인 활동도를 이용한 domain 블럭의 탐색수 감소와 range 및 domain 블럭의 방향성을 이용하여 미리 결정된 isometry 표에 따라 isometry 유

형을 결정하는 방안에 대해 각각 따로 실험하였을 경우에 0.1-0.3 dB 정도의 화질 저하가 발생하였지만 58-62% 정도의 속도 개선을 할 수 있다. 위 두 방법을 따로 이용하여 실험한 경우에는 연산시간이 Jacquin 방법에 비해 약 1/2 정도로 줄며 이는 빠른 부호화 방법이라고 할 수 없다. 그 이유는 활동도만을 이용하여 부호화한 경우에는 에지 블럭의 8가지 isometry 변환을 모두 적용하여 최소의 오차를 가지는 변환을 선택하게 되고, isometry 변환표를 이용하여 부호화하는 경우에는 중간영역 블럭을 모두 탐색하여 부호화하게 되기 때문이다. 따라서 보다 더 빠른 부호화를 위해서는 두가지 방안을 조합하여 실험하는 것이 바람직하며 이 경우에는 연산량이 약 18%로 감소하여 상당한 속도 개선이 있었다. 반면 화질의 저하는 Jacquin 방법과 비교할 경우 약 0.58 dB가 감소하여 시각적으로는 거의 무시할 수

있을 정도이다. 그리고 표 4는 512×512 Lena 영상에 대해 실험한 결과를 나타낸다. 전체적인 특성은 표 3과 비슷하지만 절대적인 결과값은 PSNR의 경우는 약 5dB정도가 높고 비트율은 약 0.3 bpp가 줄었다. 이는 분류과정에서 256×256 영상에 비해 평탄 영역의 비율이 보다 크기 때문에 나타나는 현상이다. 그리고 계산 시간은 약 4.5 배가 늘어나는 데 domain 블럭의 구성 범위가 늘어나는 데 비하면 계산 시간이 오히려 줄어들었다고 할 수 있다. 이것은 화질과 비트율에서와 마찬가지로 평탄 영역 비율의 영향이라고 볼 수 있다. 한편 실험 결과에 영향을 미치는 또다른 요인으로는 제안한 분류 방법에 의한 블럭의 유형을 결정할 때 사용되는 R 값의 크기를 들 수 있다. 본 논문에서는 비교만을 위해 Jacquin의 블럭 유형 비와 일치하도록 결정하였지만 보다 나은 성능을 얻기 위해 R 값을 조절할 수 있다.

표 3. 실험 결과(256×256 Lena 영상)
Table 3. Experimental results(256×256 Lena image).

Encoding methods	Performance measures		
	PSNR[dB]	Bits per pel(bpp)	CPU time (sec)
Jacquin's	28.588	0.776	4,123
Encoding using classification based on DCT	28.786	0.775	4,140
Encoding using activity	28.445	0.788	1,569
Encoding using isometry transformation table	28.308	0.791	1,756
Encoding using activity and isometry transformation table	28.008	0.807	730

표 4. 실험 결과(512×512 Lena 영상)
Table 4. Experimental results(512×512 Lena image).

Encoding methods	Performance measures		
	PSNR[dB]	Bits per pel(bpp)	CPU time (sec)
Jacquin's	33.506	0.463	18,703
Encoding using classification based on DCT	33.987	0.471	18,697
Encoding using activity	33.659	0.477	8,614
Encoding using isometry transformation table	33.659	0.484	8,725
Encoding using activity and isometry transformation table	33.506	0.491	4,330

V. 결 론

기존의 반복 축소 변환 이론에 근거한 프랙탈 부호화 기법은 영상의 프랙탈 특성을 이용하는 효과적인 부호화 기법이지만 부호화시 많은 계산량을 필요로 한다. 따라서 본 논문에서는 복원 영상의 화질을 충분히 유지하면서 부호화 속도를 향상시키는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 기존의 Jacquin 방법에서 사용한 공간 영역에서의 블럭 분류 방법 대신 DCT 영역에서 블럭 분류 방법을 사용하여 블럭을 분류하고 또한 DCT 영역의 계수 특성으로부터 블럭의 활동도와 방향성 성분을 추출하여 부호화 속도를 개선하기 위한 정보로써 사용하였다. 블럭의 활동도는 블럭의 특성을 나타내는 정보로써 range 블럭의 부호화시 활동도가 비슷한 블럭으로 탐색을 제한함으로써 불필요한 연산을 감소시켰다. 그리고 블럭의 에지 방향의 정보를 이용하여 미리 결정된 isometry 변환표로부터 isometry 유형을 간단히 결정하여 부호화 속도를 향상시켰다. 제안한 방법에 따른 실험 결과는 기존의 Jacquin 방법에 비해 화질의 열화는 거의 무시할 수 있는 반면 계산 시간은 약 1/6 이하로 줄어드는 좋은 성능을 나타냈다. 그러나 자기 유사성이 높은 순수한 프랙탈 이진 영상인 경우에는 IFS를 바로 적용할 수 있으므로 높은 압축율을 얻을 수 있는 반면 자기 유사성이 떨어지는 명암도 영상인 경우에는 구현이 용이한 PIFS를 적용하게 되면 블럭 크기에 관계없이 고정되어 할당된 비트수에 따라 압축율이 제한받게 된다. 따라서 향후 연구 과제로는 연산 시간 뿐만 아니라 압축율에 대한 연구도 잇달아야 될 것이다.

참고문헌

1. D. LeGall, "MPEG: A video compression standard for multimedia application", Commun. ACM, vol. 34, no. 4, pp.47-58, Apr. 1991.
2. W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, JPEG still image data compression standard, Van Nostrand Reinhold, New York, 1993.
3. M. F. Barnsley and A. D. Sloan, "A better way to compress images," BYTE, pp.215-223, Jan. 1988.
4. M. F. Barnsley, Fractals Everywhere, Academic Press, New York, 1988.
5. A. E. Jacquin, "Image coding based on fractal theory of iterated contractive image transformations," IEEE Trans. Image Process. , pp. 18-32, vol. 1, no. 1, Jan. 1992.
6. A. E. Jacquin, "Fractal image coding: a review," Proc. of the IEEE, vol. 81, no. 10, pp.1451-1465, Oct. 1993.
7. Yuval Fisher, "Fractal image compression," SIGGRAPH '92 Course Notes.
8. Y. Fisher, E. W. Jacobs, and R. D. Boss, "Fractal image compression using iterated transforms," In J. Storer(ed.): Image and Text Compression, Kluwer Academic Publishers, Norwell MA, pp.35-61, 1992.
9. D. M. Monro and F. Dudbridge, "Fractal approximation of image block," Proc. ICASSP-92, vol. 3, pp.485-488, 1992.
10. G. E. Oien and S. Lepsoy, "An inner product space approach to image coding by contractive transformation," Proc. ICASSP-91, pp.2773-2776, 1991.
11. B. Ramamurthi and A. Gersho, "Classified vector quantization of images," IEEE Trans. Commun., vol. 34, no. 11, Nov. 1986.
12. Y.S. Ho and A. Gersho, "Classified transform coding of images using vector quantization," Proc. ICASSP-89, pp.1890-1893, 1989.
13. J.W. Kim and S.U. Lee, "Discrete cosine transform - classified VQ technique for image coding," Proc. ICASSP-89, pp.1831-1834, 1989.

崔 振 秀 (Jin Soo Choi)

정회원

河 永 濤 (Yeong Ho Ha)

정회원

현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학중
한국통신학회 논문지 제19권 제5호 참조

현재 : 경북대학교 전자공학과 교수
한국통신학회 논문지 제19권 제5호 참조