

論文94-31B-8-11

## 반복 수축 변환을 이용한 프랙탈 영상압축

## (Fractal Image Compression using the Iterated Contractive Transformation)

尹鐸鉉\*, 鄭賢民\*, 金容奎\*, 李完周\*, 朴圭泰\*

(Taek Hyun Yun, Hyun Meen Jung, Young Kyu Kim, Wan Joo Lee and Kyu Tae Park)

## 要約

본 논문에서는 반복 수축 변환의 프랙탈 이론에 근거한 새로운 영상압축 기술의 성능 개선방법을 제시하였다.

기존의 방법은 부호화단에서 사용하는 블럭 분류 방법을 공간상에서 인접한 화소간의 특성을 이용하는 Ramamurthi와 Gersho에 의해 제안된 분류기를 사용하였으나, 본 논문에서는 이산 역현 변환(DCT) 계수를 사용한 분류 방법을 부호화단에 적용하였다. 또한 프랙탈 영상 부호화 기법에서 부호화에 사용되는 매개변수의 적합한 양자화 단계의 선정을 위해서 domain 집합의 영역크기를 가변시키는 방법과 평균 계조도 변환변수의 양자화 단계를 조절하는 두가지 방법을 이용하여 실험을 수행하여 본 논문에서 사용된 알고리즘에 적합한 매개변수의 양자화를 제안하였다.

512×512 영상에 대한 컴퓨터 모의 실험 결과, 이산 역현 변환(DCT) 계수를 사용한 분류 방법을 부호화단에 적용함에 의해 기존의 방법보다 높은 압축율에서 PSNR은 0.4~2.7 dB 높은 결과를 얻었다.

## Abstract

In this paper, an image compression technique based on fractal theory using iterated contractive transformation is analysed, and an improved image coder is suggested.

Existing methods used the classifier proposed by Ramamurthi and Gersho which utilize the properties of neighboring pixels in the spatial domain. In this paper, DCT-based classification is applied to 512×512 images and PSNR improvement of 0.4 ~ 2.7 dB is obtained at lower bit rate over conventional algorithms. In addition, the effect of varying the domain block size and quantization step size of the luminance shift parameter on the compression ratio and the image quality is compared and analysed.

## 1. 서론

\*正會員, 延世大學校 電子工學科

(Dept. of Computer Application Lab, Elec.

Eng., Yonsei Univ.)

接受日字: 1993年 9月 1日

정보화 사회의 도래와 함께 디지털 영상 압축 기술이 영상의 저장과 전송에 관련된 여러분야에서 관심이 있어 왔다.

영상압축 기법은 크게 정지영상과 동영상으로 구분되며 정지영상에서의 압축기법은 화소간의 공간적 중복성을 제거하여 압축하며, 이와 같은 방법으로는 주파수 영역에서 수행되는 변환부호화(transform coding) 기법<sup>[11]</sup>과 벡터양자화(vector quantization) 기법<sup>[12]</sup>이 널리 알려져 있다.

화상전환이나 디지털 텔레비전 등에서 사용되는 동영상의 경우는 정지영상의 기법에 연속되는 화면 사이의 시간적 중복성을 제거하는 화면간 부호화 기법을 사용한다.<sup>[13]</sup>

변환부호화의 경우 Karhuunen - Loeve 변환(KLT)이 이론적 한계로 알려져 있으며, 이는 구현에 어려움이 있어 KLT 성능에 가장 근접하는 이산 여현 변환(DCT) 방법이 널리 사용되고 있다.<sup>[14]</sup>

벡터 양자화 기법은 화상의 일부분을 미리 정해진 부호책(code book)의 화상과 비교하여 가장 유사한 부호책의 번호를 화상 데이터 대신에 전송하는 기법으로 이 방법은 압축비를 크게 하는 경우 화질의 급격한 열화를 수반하는 단점이 있다.<sup>[12]</sup>

이와 같은 종래의 방법에 대한 한계를 극복하기 위해 사람의 시각체계에 충실한 화상압축에 관한 연구가 진행되고 있으며 이를 2세대 부호화 기법이라 한다. 이 방법은 사람의 시각체계는 대비의 변화에 민감하며, 특히 에지(edge) 정보에 잘 반응하는 특성을 이용하여 에지영역은 충실하게, 그 이외의 영역은 압축을 많이 함으로써 사람의 시각에 잘 반응하고 전체적으로 압축율을 높이는 방식이다.<sup>[15]</sup> 그러나 이 방법에서 화질의 평가는 극히 주관적이며 또한 일반적인 야외 영상이나 복잡한 영상의 경우에는 화질의 열화를 초래하거나 압축율이 급격하게 감소하게 되는 단점이 있다. 또한 제한된 대역폭을 갖는 통신채널에 사용하기 위한 매우 높은 압축율을 갖는 영상부호화 방법으로써 이러한 종래의 연구 또는 2세대 부호화 기법은 적용에 한계가 있기 때문에 이를 극복하기 위한 시도의 하나로 프랙탈 기법을 이용한 영상 압축에 관한 연구가 최근에 진행되고 있다.<sup>[16]</sup>

프랙탈 형상은 간단하게 결정된 알고리즘에 의해 표현할 수 있는 적은 정보량을 가질지라도 대단히 복잡한 시각 특성을 갖고있다. 이들은 자신의 일부 또는 그들 자신 각각의 변환된 복사본에 의해 구성된다. 점에서 중복된 형상을 갖는다. 영상압축의 관점에서 프랙탈 형상에 존재하는 영상의 중복성을 모델링함에 의해 영상의 중복성을 효율적으로 이용할 수 있다고 가정한다.<sup>[7]</sup>

본 논문에서는 이러한 가정에 근거하여 제안된 디지털 영상의 새로운 프랙탈 블록 코딩 기술에서의 성

능 개선의 방법으로써 새로운 블록 분류 방법을 제안하고 본 논문에서 사용된 알고리즘에 적합한 매개변수의 양자화 단계를 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어, Ⅱ에서는 프랙탈 블록 부호화 방법의 수학적인 기초가 되는 반복 수축 변환(iterated contractive transformation)의 일반 이론을 설명하였다. Ⅲ에서는 프랙탈 블록 부호화기에서 흑백 디지털 영상의 부호화를 위한 과정을 설명하고 새로운 블록 분류방법을 제안하였다. Ⅳ에서는 프랙탈 코드로부터 영상의 복호화 결과를 해석하고 적합한 매개변수의 양자화 단계를 제안하였다. 마지막으로 Ⅴ의 결론에서는 본 논문에서 사용된 프랙탈 블록 부호화 방법에서의 문제점 및 향후 연구 과제를 제시하였다.

## Ⅱ. 이론적 배경

프랙탈 기하학은 1970년대 중반에 Benoit Mandelbrot에 의해 그 이름이 명명되었다.<sup>[8]</sup> 실제로 이러한 주제는 지난 수 세기동안에 세계 여러나라의 수학자들에 의해 많은 연구가 진행되어 왔다.

Mandelbrot는 일상의 자연에 있는 해안선, 눈송이, 구름, 낙엽, 산 봉우리 등을 프랙탈에 의해 자연스럽게 표현할 수 있음을 알았다. 직선 또는 부드러운 곡선을 사용하는 것으로는 자연에서 발견되는 복잡한 형상을 모델링 하거나 이해하는데에 어려움이 있다. 이를 해결하기 위한 시도로서 새로운 수학의 분야인 프랙탈 기하학이 생겨났다.

프랙탈은 다음의 두가지 특징을 갖는 기하학적인 형태로 정의할 수 있다.

첫째, 물체가 자기 유사성을 갖는다.

둘째, 물체가 부분적인 차원(fractional dimension)을 갖는다.

여기에서는 반복함수계와 반복함수계 이론에 대해 설명한다.

### 1. 반복 함수계(Iterated Function Systems)

Barnsley는 다양한 자기 유사성을 갖는 프랙탈을 생성하기 위한 간단한 체계를 기술한 Hutchinson의 논문에 근거해 역변환의 문제를 풀기위한 알고리즘을 제안하였다.<sup>[9]</sup> Barnsley는 집합  $(F, \delta, w_1, \dots, w_n)$  을 기술하기 위해 반복 함수계라는 용어를 만들어 내었다. 여기에서 F는 척도(metric)  $\delta$  를 갖는 완전한(complete) 척도 공간을 나타내고  $w_1, \dots, w_n$  은 수축변환(contractive map)의 집합이다. 척도 공간(metric space) F로부터 변환  $w : F \rightarrow F$ 가 식

(1)을 만족하는 양의 실수  $s < 1$  이 존재한다면 수축가능(contractive)하다고 부른다.

$$\delta(w(x), w(y)) < s\delta(x, y) \quad x, y \in F \quad (1)$$

여기에서  $w$ 는 수축변환이라 부르고  $s$ 는 수축도라고 일컫는다.

일반적으로  $F$ 는  $R^2$  평면상의 조밀한 부분집합의 공간을 나타내고  $\delta$ 는 Hausdorff metric을 취하지만, 여기서는 평면상의 두 부분집합 사이의 거리를 나타내는 척도로써 생각할 수 있다.

2. 반복 함수계(IFS) 이론

다음의 정리는 변환  $W : F \rightarrow F$ 가  $|W|$ 로 표기되는 유일한 고정점(fixed point)을 갖게됨을 나타낸다.

정리1 :  $F$ 가 완전한 척도(metric) 공간이고 변환  $W : F \rightarrow F$ 가 수축 가능한 변환이면, 이때 어떤  $g \in F$ 에 대해 유일한 고정점  $g = W(g)$ 가 존재한다. 또한  $f \in F$ 에 대해 고정점은  $g = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(f)$  이 된다.

Hutchinson의 표기에 따르면 고정점은  $|W| = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(f)$ 로 나타낸다. 이때 식(2)을 정의할 수 있다.

$$|W| = W(|W|) = \bigcup_{i=1}^n w_i(|W|) \quad (2)$$

변환  $W$ 는 주어진 집합  $f$ 를 부호화하는 것이다. 어떤  $W$ 가 주어진 상태에서 부호화된 집합을 찾는것은 쉽다. 이는 임의의 집합  $f_0$ 를 가지고  $W(f_0), W(W(f_0)), \dots$ 를 연속적으로 계산하여  $|W|$ 에 수렴시키면 된다. 그러나 이것의 역과정 즉, 주어진 집합  $f$ 로부터  $|W| = f$ 가 되도록 하는 변환  $W$ 를 찾는 것은 쉬운 문제가 아니다. 여기에는 일반적인 해가 없다. 따라서  $f$ 를 찾는 대신에  $f' = |W|$ 를 갖고  $\delta(f, f')$ 이 최소가 되는  $f' \in F$ 을 찾는다. 식(2)는 어떻게 이것이 가능한가를 제시한다. Domain  $D_1, \dots, D_n$  이 식(3)을 만족하도록 대응되는 변환  $w_1, \dots, w_n$ 에서 찾아진다.

$$W(f) = \bigcup_{i=1}^n w_i(f) \quad (3)$$

식(3)이 의미하는 바는 주어진 집합  $f$ 를 그 자신의 부분들에 적용되는 변환  $w_i$ 에 의해  $|W|$ 와  $f$ 가 크게 다르지 않도록 즉,  $\delta(|W|, f)$ 가 작도록 하면 부분 변환의 합에 의해 그 자신의 집합  $f$ 에 수렴할 수 있

음을 보이는 것이다. 이것이 성립됨을 보이는 것이 식(4)의 정리이다. 이것은 수축변환된 고정점 이론(contractive mapping fixed point theorem)의 계(corollary)이다. 이것은 1988년에 Barnsley에 의해 Collage 정리로 명명되었다.<sup>[10]</sup> 이정리는 어떤 집합이 그 자체를 수용할 수 있는 정도와 결과의 고정점이 원래의 집합에 근사할 수 있는 정도 사이의 관계를 설명한다.

계1 : (Collage Theorem) 변환  $W : F \rightarrow F$ 는 수축도  $s$ 를 가지고 수축 가능한 변환이고,  $f \in F$ 는 집합이라 하면 다음의 식이 성립한다.

$$\delta(|W|, f) \leq \frac{1}{1-s} \delta(W(f), f) \quad (4)$$

식(4)가 의미하는 것은 변환  $W(f)$ 가 원래의 집합  $f$ 에 근사할수록 고정점  $|W|$ 가 원래의 집합  $f$ 에 근사함을 나타낸다.

3. 분할된 반복 함수계

반복 함수계의 확장 개념인 분할된 반복 함수계(Partitioned Iterated Function System)는 변환  $w_1, \dots, w_n$ 이 전평면이 아닌 제한된 domain에 적용하는 것이다. 영상을 부분으로 분할함에 의해 IFS를 사용하여 부호화하기 힘든 여러 형태의 영상을 부호화 하는 것이 가능하다.<sup>[13]</sup> 여기에서는 affine 변환에 계조도를 추가한 변환을 다룬다. affine 변환을 실제로 영상 코딩에 이용하기 위해서는  $w$ 가 계조도에 대해 적용되도록 확장되어야 한다. 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$w_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i & 0 \\ c_i & d_i & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ o_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

위식에서  $s_i$ 는 contrast scaling이고  $o_i$ 는 평균 계조도 변환에 대한 것이다.

식(5)에서 좌표와 관련된 affine 변환을 다음과 같이 정의한다.

$$v_i(x, y) = \begin{bmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

영상은 함수  $f(x, y)$ 에 의해 형상화 되므로  $w_i(f) = w_i(x, y, f(x, y))$ 에 의해 영상  $f$ 에 대한  $w_i$ 를 적용할 수 있다. 따라서  $v_i$ 는 원영상의 분할된 domain이 어떻게 affine 변환에 적용될 수 있는지를 결정하고  $s_i$ 는 contrast scaling이고  $o_i$ 는 평균 계조도 변환에

대한 것이다. 여기에서 각  $w_i$ 는  $D_i \times I$ 에 제한된다. 즉  $w_i$ 는 domain  $D_i$ 에 있는 영상의 일부에만 적용되는 것이다. 이것을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$v_i(D_i) = R_i \quad (7)$$

완전한  $W(f)$ 가 얻어지기 위해서는  $\cup R_i = I^2$  이고  $i \neq j$  일때  $R_i \cap R_j = 0$ 의 조건이 성립 되어야 한다. 즉 영상에  $W$ 를 적용하는 개념은  $I^2$  평면의 각점에서 어떤 유일한 값의 함수를 찾는 것이다.

### III. 디지털 영상의 프랙탈 코드 형성

이 장에서는 II장에서 설명한 이론적인 코딩 과정의 구현방법에 대해 설명한다. 또한 원영상에 대한 프랙탈 부호를 생성하는 역변환 문제에 대한 실재적인 방법을 제시한다. 그림 1은 본 논문의 부호화단과 복호화단에 대한 블록도이다.

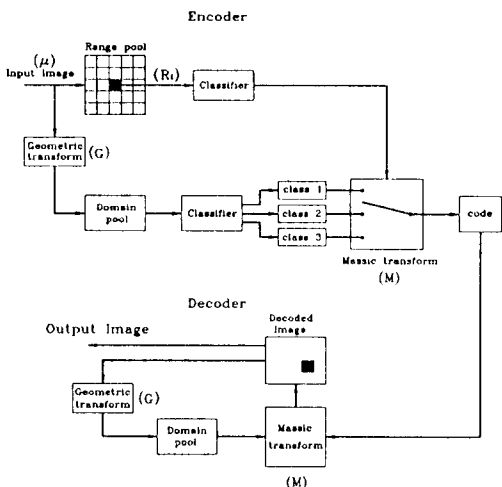


그림 1. 프랙탈 블록 코딩 블록도  
Fig. 1. Fractal Block Coding Schematic Diagram.

#### 1. 코딩 과정의 개요

크기  $r \times r$ 의 디지털 영상  $\mu$  는 부호화기의 입력으로 사용된다.  $\{R_i\} | 0 \leq i < N$ 는 서로 다른 크기의 레인지 블록으로 구성되는 영상의 분할영역을 나타낸다. 영상 변환  $\tau$  는 다음의 형태로 나타낼 수 있다.

주어진 블록  $R_i$ 에서 이 블록에 대응되는 변환  $\tau_i$ 의 형성은 기하 변환  $G$ 와 massic 변환  $M$ 의 두단계로 구분된다. 공간 수축 변환  $G_i$ 는 크기  $B \times B$ 의  $G_i(\mu \cap D_i)$

블록으로 수축되는 크기  $D \times D$ 의 domain 블록  $\mu \cap D_i$ 를 선정하는 것이다.  $\tau_i$ 의 형성의 두번째는 수축 변환된 domain 블록  $G_i(\mu \cap D_i)$ 의 적절한 처리를 행하는 것이다. 즉  $G_i(\mu \cap D_i)$ 와  $\mu \cap R_i$  사이의 왜곡을 최소로 하는 블록 변환  $M_i$ 를 찾는 것이다.

이상과 같이 range 블록  $\mu \cap R_i$ 의 부호화는 식(8)의 왜곡이 최소가 되는 가장 최적의 변환 ( $D_i, M_i$ )  $D \times M$ 를 찾는 것이다.

$$d(\mu \cap R_i, M_i \circ G_i(\mu \cap D_i)) \quad (8)$$

여기에서  $D \times M$ 는 광역 푸울 또는 가상 부호책이라 부른다.

#### 2. Domain 블록의 집합(pool)

크기  $B \times B$ 의 레인지 블록에 대응되는 최대 domain 집합은 부호화 하기 위한 영상의 어디인가에 위치한 크기  $D \times D$ 의 모든 영상 블록으로 간주할 수 있다. 이것은 대단히 크지만 적절한 domain 블록의 탐색을 위해서 정돈될 수 있다. 최초의 domain 집합은 원영상에 대해 크기  $D \times D$ 의 윈도우를 취함에 의해 얻을 수 있다. 윈도우는 처음에 영상의 왼쪽 상단의  $(0,0)$ 에 위치해서 다음에 수평 방향으로  $\delta_h$ , 수직 방향으로  $\delta_v$ , 화소만큼씩 이동하면서 domain 집합을 형성한다. 이러한 단계는  $B$  또는  $B/2$ 에 대해 같게 적용된다. 다음으로 이러한 집합에서 domain 블록은 인식되는 기하적인 특징을 기반으로 분류한다.

Jacquin은 블록의 분류를 Ramamurthi와 Gersho에 의해 제안된 영상 블록의 분류화 방법을 사용하여 세가지 형태의 블록 즉, 평탄블록( $D_s$ ), 중간영역 블록( $D_m$ ), 에지 블록( $D_e$ )을 정의 하였다.<sup>[6]</sup>

평탄 블록은 어떤 특별한 변화도(gradient)를 갖지 않는 단조로운 블록이고 중간 영역 블록은 약간의 변화도를 갖는 그러나 큰 에지 성분은 갖지 않는 블록이다. 또한 에지 블록은 블록 내에 강한 계조의 변화 영역을 갖는 블록으로 블록을 두 영역으로 나누는 에지를 갖는 블록이 이에 해당된다. 이를 기초로 domain 집합을 식(9)와 같이 표현할 수 있다.

$$D = D_s \cup D_e \cup D_m \quad (9)$$

평탄 영역 블록은 변환 후에도 그 속성을 유지하므로 domain 블록으로 사용되지 않는다. 따라서 평탄 블록 영역은 domain 집합으로부터 제거한다. 또한 중간 영역 블록과 에지 영역 블록은 변환 후에도 그

특성을 유지함을 알 수 있다.

본 논문에서는 Jacquin의 방법에서 사용한 공간 영역에서의 블록의 분류 대신에 이산 여현 변환(DCT)에 의한 주파수 영역에서의 특성을 기반으로 하는 분류화 방법의 적용을 제안하였다. 이 방법의 상세한 설명은 다음 절에서 살펴본다.

3. 제안된 이산 여현 변환(DCT)에 의한 분류화 방법

영상에서 에지는 시각적으로 매우 중요한 특징이라는 것은 널리 알려져 왔다. 따라서 영상의 부호화에서 에지의 충실한 재현은 부호화 기법에서 중요한 요소가 된다. 분류화 방법은 본 논문의 알고리즘에서 압축율에 중요한 요소가 된다. 따라서 본 논문에서는 Ramamurthi와 Gersho에 의해 제안된 공간 영역에서의 분류화 방법<sup>[14]</sup> 대신에 주파수 영역에서의 분류화 방법<sup>[1, 20]</sup>이 본 논문의 반복 수축 변환 알고리즘에 더욱 우수한 성능을 보임을 실험을 통해 제시하였다. 사용된 분류화 방법은 다음과 같다.

8×8과 4×4의 입력 영상에 대한 이산 여현 변환을 적용한다. 이산 여현 변환의 2차원 블록에 대한 수식은 식(10)과 같다.

$$F(u,v) = \frac{c(u)c(v)}{4} \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \cos \frac{(2m+1)u\phi}{2N} \cos \frac{(2n+1)v\phi}{2N}$$

$$c(w) = 1/\sqrt{2} \quad w = 0$$

$$c(w) = 1 \quad \text{otherwise}$$

$$u, v = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (10)$$

이산 여현 변환의 결과로부터 V1 및 H1 두개의 성분으로부터 특징 벡터를 추출하여 이 특징 벡터로부터 분류화를 수행한다. 분류기의 설계는 V1과 H1 두개의 성분을 균차기 알고리즘을 적용하여 대표되는 특징 벡터를 찾아냄에 의해 수행될 수 있다. 이러한 분류기는 사용된 훈련 영상만의 영향을 감소시키기 위해 대표 특징 벡터를 인위적으로 훈련 영상에 적용하여 그림2와 같이 대칭적인 특성을 나타낸다.<sup>[1]</sup> 참고문헌<sup>[1, 20]</sup>의 CVQ(Classified Vector Quantization)에서는 8가지의 분류 특성을 이용하였으나 본 논문에서는 이들 대표 벡터를 다음의 세부류로 구분하였다.

- 부류 1 : 평탄 영역 블록
- 부류 2 : 중간 영역 블록
- 부류 3 : 에지영역

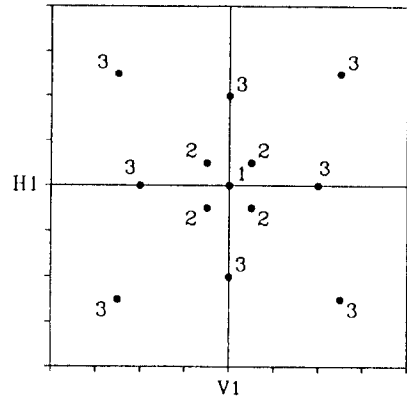


그림 2. 특징 벡터 V1, H1의 scatter diagram  
Fig. 2. The scatter diagram of feature vector V1 and H1.

4. 영상 블록의 부호화

영상 블록의 효율적인 압축을 위해서는 부호화에 사용되는 매개 변수의 양자화가 필수적이다. 본 절에서는 본 논문에서 구현된 부호화에 관련된 매개 변수의 양자화 방법에 대해서 설명한다. 여기에서 사용되는 프랙탈 부호는 높은 압축율을 얻기위해 간단한 변수를 사용한다. 원 영상에서 각 range 블록은 블록의 분류 속성에 의해 다음과 같은 변수로 부호화 된다.

1) 평탄 영역 블록의 부호화

분류기에 의해 이 블록에 분류된 블록은 균일한 계조도를 갖는 것으로 간주해 블록 화소의 평균 계조도를 부호로 대신한다. 이 과정은 다음과 같이 표현한다.

$$f(R_k) = Q\left\{\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r (R_k)_{i,j}\right\} \quad (11)$$

2) 중간 영역 및 에지 영역에서의 부호화

Range 블록이 이 영역으로 분류되면 같은 형태의 domain 블록의 푸울에 대한 탐색을 수행한다. 다음으로 왜곡 척도에 의해 range 블록  $R_i$ 에 대응되는 domain 블록  $D_j$ 가 찾지면  $R_i$ 를 부호화 하기위해 사용되는 변환을 결정한다.

(1) 중간 영역 블록의 부호화

이 블록에서는 contrast scaling과 luminance shift의 합성으로 massic 변환을 수행한다. 이의 표현은 다음과 같다.

$$f(R_i) = M_i(G_i(D_i)) + Q\left\{\frac{1}{r} \sum_{m=1}^r \sum_{n=1}^r (R_i)_{m,n} - \alpha_i \frac{1}{r} \sum_{m=1}^r \sum_{n=1}^r (D_i)_{m,n}\right\} \quad (12)$$

(2) 에지 영역 블럭의 부호화

이 영역의 블럭은 range 블럭과 domain 블럭 각각에 대해 각각의 블럭 내에서 계조도의 히스토그램의 계산에 근거하여 블럭을 두영역으로 분할한다.<sup>22)</sup>

<sup>23)</sup> 여기에서는 에지를 갖는 충분히 작은 영상 블럭은 밝고 어두운 천이 영역에 의해 두개의 영역으로 구분할 수 있다는 가정을 한다.

각 블럭의 분할이 수행된 후에 밝은 영역과 어두운 영역 사이에 계조도의 차이를 구하는데 이를 분할 영역의 dynamic range 라고 부른다.

에지 영역의 부호화에 사용하는 massic 변환은 contrast scaling, luminance shift, isometry 등이다.

$$f(R_i) = M_i(G_i, D_i) + Q \left( \frac{1}{r} \sum_{m=1}^r \{R_i\}_{m,n} - \alpha_i \frac{1}{r} \sum_{m=1}^r \{D_i\}_{m,n} \right) \quad (13)$$

여기에서  $\alpha_i$  는 같은 dynamic range를 갖도록 계산한다. 즉 다음 식과 같다. 여기에서  $dr$ 은 dynamic range를 나타낸다.

$$\alpha_i = \frac{dr((\mu)R_i)^{seg}}{dr(G_i(\mu)D_i)^{seg}} \quad (14)$$

마지막으로 여덟개의 isometry 가운데 가장 작은 왜곡 척도를 나타내는 것이 부호로 선정된다. Isometry는 블럭내에서 화소들을 서로 섞는 것으로서 여기에서는 그림3과 같은 여덟가지 기하학적 변위를 사용한다.

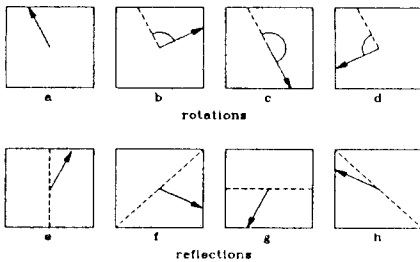


그림 3. 정사각형 블럭에 대한 8가지 isometry  
Fig. 3. The isometry of square block.

5. 두 계층 영상 분할

이 경우의 range 모블럭의 코딩은 다음과 같이 행해진다. 처음으로 모변환의 푸울은 4절에서 제시된 방법들에 의해 최적의 변환을 위한 탐색을 행한다. 모정합 블럭이 찾아진 상태에서 모 range블럭의 영상은 네 개의 자블럭으로 나뉘어진다. 여기서 네 개의 자블럭에 대해 range블럭과 정합 블럭 사이의 왜곡을

계산한다. 이러한 왜곡에 의해 모블럭의 코딩에서 다음 계층의 코딩을 수행할 지의 여부를 결정한다. 각 자블럭에 대해 왜곡이 크다면 자변환이 수행되고 이것이 모변환에 추가된다. 만일 세블럭 이상의 자변환이 필요하게 되면 처음의 모변환은 무시하고 내개의 자블럭을 코딩한다. 따라서 모블럭의 가능한 변환은 12가지의 형태가 가능하다. 이 형태의 정보는  $I_c = 4$  bit를 가지고 표현할 수 있다. 본 연구에서 사용된 두 계층 영상 분할에서의 각 매개변수에 사용된 비트수는 표.1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1. 블럭 변환에 할당된 비트수

Talbe. 1. Bit allocation for block transformation.

블럭 형태	매개변수	정보량
평탄영역	$g_i$	$I_s = 6$ bits
중간영역	$D_i$ (domain pool)	parent : 4 + 4 = 8 bits
	x,y coordinate	child : 5 + 5 = 10 bits
	$a_i$	2 bits
	$\Delta g_i$	6 bits
에지영역		$I_m = 16$ bits(parent)
		$I_m = 18$ bits(child)
	$D_i$ (domain pool)	parent : 4 + 4 = 8 bits
	x,y coordinate	child : 5 + 5 = 10 bits
	$a_i$	2 bits
	$\Delta g_i$	6 bits
	$a_n$	3 bits
		$I_e = 19$ bits(parent)
		$I_e = 21$ bits(child)

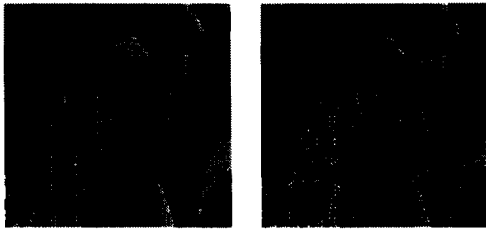
IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 IFS를 사용한 프랙탈 블럭 부호화 기법에서 Jacquini가 제안한 공간 영역에서의 분류 방법의 적용보다 본 논문에서 제안한 DCT를 사용하는 주파수 영역에서의 분류화 방법의 적용이 우수함을 실험 데이터에 의해 살펴보고 부호화 기법에 사용되는 부호의 분석을 통해 본 논문에서 사용된 알고리즘에 적합한 매개변수의 양자화를 제안한다.

1. 분류화 방법에 의한 성능 분석

그림4와 그림5는 LENA 원영상의 range블럭에 각각의 분류화 방법을 적용하여 에지영역을 흰 블럭으로 나타낸 것이다. 그림4 a)와 b)는 Ramamurthi와 Gersho에 의해 제안된 공간 영역에서의

분류 방법에 의한 8×8 및 4×4 range 블록에 대한 에지영역을 나타내고, 그림5의 a)와 b)는 본 논문에서 제안된 DCT에 의한 주파수 영역에서 분류화를 수행한 8×8 및 4×4 range 블록에 대한 에지영역을 나타낸다. 에지영역의 분포가 그림4보다 그림5에서 인간의 시각판단에 유사함을 알 수 있다. 이러한 분류화 방법에 따른 512×512의 "LENA" 영상의 range 블록에 대한 각 분류 영역의 비율은 표 2와 같다. 표 2에서 DCT 분류 방법이 공간영역의 분류 방법에 비해 평탄 영역과 에지영역의 분포를 많이 발생함을 알 수 있다. 이는 보다 적은 부호를 갖는 평탄 영역에 의한 압축을 얻는 동시에 충실한 에지의 재현에 의한 화질의 개선을 얻을 수 있도록 하는 근거가 된다.



(a) 8×8 블록 (b) 4×4 블록

그림 4. 공간영역 분류방법에 의한 "LENA" 영상의 분류영역

Fig. 4. The classification of "LENA" image by spatial domain method.



(a) 8×8 블록 (b) 4×4 블록

그림 5. 제안한 분류방법에 의한 "LENA" 영상의 분류영역

Fig. 5. The classification of "LENA" image by proposed method.

각 방법에 의한 부호화를 행한 영상의 복원 결과는 그림6과 같다. 여기에서는 domain 블록의 크기를 256×256으로 하여 수행 하였다. 각 결과의 압축율

(bpp)과 PSNR은 표 3과 같다. 제안한 DCT 분류 방법에서의 화질이 공간 영역 분류방법에 비해 낮은 비트율에서 각각의 영상에 대해 0.4 및 2.7 dB 개선을 실험을 통해 확인하였다.

표 2. 분류 방법에 따른 영상의 range 블록 분포율

Table 2. The range block rates by classification method.

블록 크기	블록 속성	LENA Image		PEPPER Image	
		공간 영역 분류(%)	DCT 분류(%)	공간 영역 분류(%)	DCT 분류(%)
8 X 8 블록	평탄 영역	21.3	33.4	7.5	27.9
	중간 영역	54.4	35.6	68.0	38.9
	에지 영역	24.3	31.0	24.5	33.2
4 X 4 블록	평탄 영역	41.9	42.7	25.6	40.7
	중간 영역	42.2	35.2	60.6	39.8
	에지 영역	15.9	22.1	13.8	19.5

표 3. 분류 방법에 따른 압축 및 화질 비교

Table 3. The bitrates and PSNR by classification method.

Method	LENA Image		PEPPER Image	
	PSNR(dB)	Bit rate	PSNR(dB)	Bit rate
공간 영역 분류	30.69	0.656	28.19	0.665
DCT 분류	31.11	0.620	30.91	0.614

### 2. Domain 집합의 영역크기 가변에 의한 성능 분석

이 실험에서는 domain 집합의 영역크기를 가변함에 의한 압축율 및 화질의 영향에 대해 살펴 보았다. 실험에 사용한 domain 집합의 영역크기는 각각 128×128, 256×256, 512×512 로 하여 512×512 영상에 대해 적용하였다. 결과에 대한 비트율(bpp) 및 PSNR은 표 4와 같다. 이를 그림 6에 그래프로 나타내었다. 여기에서 흥미로운 것은 512×512의 domain 영역을 취한 경우가 256×256의 domain을 취한 경우보다 PSNR이 떨어지는 점이다. 이의 원인은 부호화시 사용되는 왜곡척도인 평균 자승 오차(MSE)의 방법이 복호화시의 수렴성을 반드시 보장하지는 못한다는 점과 다음으로는 분류 방법에 의한 블록의 오류 정합을 고려할 수 있으나 이의 원인은 좀더 정확한 분석이 요구된다.

표 4. Domain 집합의 영역크기 가변에 의한 압축율 및 PSNR

Table 4. The bit rates and PSNR by varying the domain pool size.

Domain size	LENA Image		PEPPER Image	
	PSNR (dB)	Bit rate	PSNR (dB)	Bit rate
128 X 128	30.50	0.614	29.76	0.609
256 X 256	31.11	0.620	30.91	0.614
512 X 512	30.72	0.686	30.75	0.678

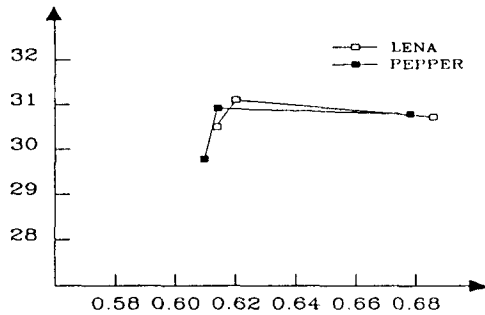


그림 6. Domain 집합의 영역크기 가변에 의한 압축율 및 PSNR 그래프

Fig. 6. The graph of bit rates and PSNR by varying the domain pool size.

3. 평균 계조도 변환 변수의 양자화에 의한 성능 분석

평균 계조도 변환  $\Delta g$ 의 양자화는 발생 비트율 및 화질에 영향을 준다. 여기에서는  $\Delta g$ 의 양자화에 의한 발생 비트율 및 화질의 관계를 살펴보고 적절한 평균 계조도 변환 변수의 양자화 방법을 제안한다. 표 5는 양자화에 따른 발생 비트율(bpp) 및 PSNR을 나타낸다. 그림 7은 이의 그래프를 나타낸다. 표 5 및 그림 7의 결과에서 보여지듯이 평균 계조도 변환  $\Delta g$ 의 양자화의 단계가 조밀할 수록 높은 PSNR을 얻을 수 있다. 그러나 압축율 대 화질을 고려할 때  $\Delta g2$  또는  $\Delta g4$ 의 값이 적합한 것으로 판단된다. 또한 본 논문에서는 제시되지 않았으나  $\Delta g$ 의 최대값과 최소값의 범위는 domain 블록의 크기와 밀접한 관련이 있다. 즉, domain 블록의 크기가 클수록 최대값과 최소값의 범위는 작아짐을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 그러나 이의 적용은 보다 많은 실험 영상을 통해 검토되어야 할 것이다.

표 5. 평균 계조도 변환의 양자화 방법에 의한 압축율 및 PSNR

Table 5. The bit rates and PSNR by quantization step size of luminance shift parameter.

$\Delta g$	LENA Image		PEPPER Image	
	PSNR (dB)	Bit rate	PSNR (dB)	Bit rate
$\Delta g1$	31.19	0.620	31.00	0.614
$\Delta g2$	31.11	0.600	30.91	0.594
$\Delta g4$	30.55	0.580	30.49	0.574
$\Delta g8$	28.89	0.561	29.03	0.554

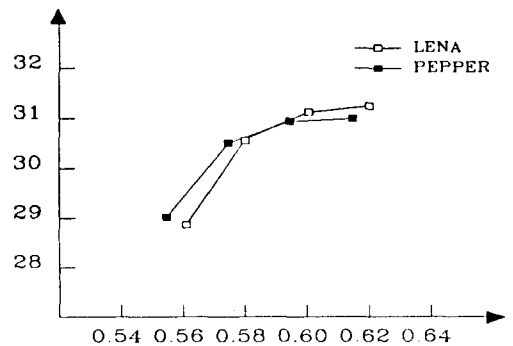


그림 7.  $\Delta g$ 의 양자화 방법에 의한 압축율 및 PSNR 그래프

Fig. 7. The graph of bit rates and PSNR by quantization step size of luminance shift parameter.

V. 결론

본 논문에서는 반복 수축 영상변환 이론에 근거한 디지털 영상 부호화 방법에 대해 기술하였고, 여기에 DCT 분류기를 적용함으로써 부호화 성능을 개선할 수 있음을 보였다. 본 논문에서 사용된 영상압축 방법에서는 영상블럭을 복잡도에 따라 분류하여 각각 서로 다른 비트를 할당하여 부호화를 수행하기 때문에 블럭의 분류는 압축율 및 화질의 측면에서 중요한 요소가 된다. 즉, 평탄영역으로 분류된 블럭이 많을수록 뛰어난 압축효과를 얻을 수 있고, 실제의 경계영역에 속한 블럭을 에지블럭으로 분류함으로써 좋은 화질을 얻을 수 있다. 본 논문에서 제안된 DCT 분류



방법은 기존의 공간영역의 분류방법에 비해 많은 평탄영역을 발생시키고, 시각적으로 경계에 속한 블록을 충실하게 에지블럭으로 판단할 수 있었다. 실험을 통해, 제안된 분류방법을 사용한 부호화 방법이 기존의 공간영역 분류방법을 사용한 부호화 방법보다 높은 압축률 및 우수한 화질을 얻을 수 있음을 보였다.

현재까지 연구된 프랙탈 이론을 이용한 영상 압축 부호화 방법은 기존의 영상 압축 알고리즘에 대응되는 가능성은 제시 되었으나 더 나은 성능의 향상을 위해서는 많은 연구가 진행 되어져야 할 것이다. 프랙탈 부호화와 관련된 몇가지 문제점 및 향후 연구과제를 기술하면 다음과 같다.

첫째, 본 논문의 알고리즘에 의한 영상 압축 기법은 점진적인 제조도의 변화가 영상에 넓게 있는 경우 심한 블럭 현상을 야기하는 단점이 있다. 따라서 평탄 블럭의 블럭 현상을 줄이기 위한 블럭의 형태와 부호화 방법의 개선 및 보다 나은 압축 효율을 얻기 위한 두 계층 이상의 부호화 방법이 고려되어야 할 것이다.

둘째, 본 논문의 방법은 부호화시에 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. 따라서 이의 개선방법에 관한 연구가 요구되어진다.

셋째, 프랙탈 블럭 부호화 방법에서 적합한 양자화 방법의 연구가 진행되어야 할 것이다. 본 논문의 실험에서 언급된 domain 집합의 영역크기 가변 및 평균 제조도 변화  $\Delta g$ 의 양자화는 이의 방법을 제시하나 더 나은 방법에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

#### 參 考 文 獻

[1] K.R. Rao and P. Yip, "Discrete Cosine Transform Algorithms, Advantages, Applications," ACADEMIC PRESS INC., 1990.

[2] Allen Gersho and Robert M. Gray, "VECTOR QUANTIZATION AND SIGNAL COMPRESSION," Kluwer Academic Publishers, 1992.

[3] 김영호, "균일화질을 위한 적응적 비트 할당 알고리즘," 연세대학교 대학원 석사학위 논문, 1992년 2월

[4] 박규태, 박구만, 홍민철, 임채욱, "변환 블럭 크기의 적응 DCT 부호화," 대 한전자공학회 하계종합학술발표논문집, 제13권, 제1호, pp. 437-441, 1990년 7월

[5] R.J. Clarke, "Transform Coding of Images," Academic Press, 1990.

[6] Arnaud E. Jacquin, "Image Coding Based on a Fractal Theory of Iterated Contractive Image Transformations," IEEE Trans. on Image Processing, VOL. 1, NO. 1, pp.18-30, January 1992.

[7] Arnaud Jacquin, "Fractal image coding based on a theory of iterated contractive image transformations," SPIE Visual Comm. and Image Processing '90, VOL. 1360, pp.227-239, 1990.

[8] B.B. Mandelbrot, "The Fractal Geometry of Nature," W.H. Freeman and Company, New York, 1977.

[9] M.F. Barnsley, V. Ervin, D. Hardin and J. Lancaster, "Solution of an inverse problem for fractals and other sets," Proceedings of the National Academy of Science U.S.A., Vol. 83, pp.1975-1977, 1985.

[10] M.F. Barnsley, "Fractals Everywhere," Academic Press, Boston 1988.

[11] J.M. Beaumont, "Image data compression using fractal techniques," BT Tech. Journal, Vol. 9, No. 4, October 1991.

[12] Dong Sik Kim and Sang Uk Lee, "Image Vector Quantizer Based on a Classification in the DCT Domain," IEEE trans. on Comm., VOL. 39, NO. 4, pp.549-556, April 1991.

[13] E.W.Jacobs, Y. Fisher and R.D. Boss, "Image Compression : A study of the iterated transform method," Signal Processing, Vol. 29, No. 3, December 1992.

[14] Bhaskar Ramamurthi and Allen Gersho, "Classified Vector Quantization of Images," IEEE trans. on Comm., Vol. COM-34, No. 11, pp.1105-1115, November 1986.

[15] Yuval Fisher, "Fractal Image Compression," SIGGRAPH '92' Course Notes.

- [16] M.F. Barnsley and A.D. Sloan, "A better way to compress images." BYTE Magazine, Vol. 9, No. 4, January 1988.
- [17] Y. Fisher, E.W. Jacobs and R.D. Boss, "Iterated Transform Image Compression." Naval Ocean Systems Center Technical Report 1408, April 1991.
- [18] A.E. Jacquin, "A Novel Fractal Block Coding Technique for Digital Images." Proc. IEEE ICASSP '90, pp.2225-2228, April 1990.
- [19] Jacques Vaisey and Allen Gersho, "Image Compression with Variable Block Size Segmentation." IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 40, No. 8, pp.2040-2060, August 1992.
- [20] R.M. Haralick and L.G. Shapiro, "Computer and Robot Vision," Addison-Wesley Publishing Company, Vol. 1, 1992.
- [21] 김동식, "분류 벡터 양자기를 이용한 영상 데이터의 감축." 서울대학교 대학원 석사학위 논문, 1988년 2월

---

 著者紹介
 

---



李完周(正會員)

1965年 4月 17日生. 1987年 연세대학교 전자공학과 학사. 1989年 연세대학교 전자공학과 석사. 1989年 ~ 현재 연세대학교 전자공학과 박사과정 재학. 주관심 분야는 화상처리, 컴퓨터 비전 등임.

鄭賢民(正會員) 第 31卷 B編 第 2號 參照.

현재 연세대학교 전자공학과 박사과정 재학중

金容奎(正會員) 第 31卷 B編 第 2號 參照.

현재 연세대학교 전자공학과 박사과정 재학중

尹鐸鉉(正會員) 第 31卷 B編 第 2號 參照.

현재 연세대학교 전자공학과 박사과정 재학중

朴圭泰(正會員) 第 31卷 B編 第 2號 參照.

현재 연세대학교 전자공학과 교수