

부영상 분할을 이용한 프랙탈 영상 부호화

Fractal Image Compression Using Partitioned Subimage

박철우*, 박재운**, 세종식**

요 약

본 논문에서는 복원 영상의 화질을 최대한 유지시키면서 신속한 부호화가 가능하도록 에지 추출법 및 부영상 분할 방법을 도입하여 탐색 영역을 줄이는 방법을 제안하였다. 즉 원영상을 부영상으로 분할 하므로써 탐색영역인 Domain영역을 1/64까지 줄였으며 에지 추출법으로 에지인 부분과 아닌 부분으로 나누어 같은 클래스에 있는 영역에서만 탐색하도록 하고 그외의 경우는 탐색 영역에서 제외시킴으로서 계산량을 줄였다. 분할된 부영상중 화질이 저하되는 부분은 부영상에 포함된 에지의 임계치에 따라 검색 방법을 달리함으로써 화질 개선을 시도하였다. 또한 부호화시 Range블록의 크기를 4×4와 8×8로 했을 때의 압축율과 화질을 비교하여 보았다.

ABSTRACT

This paper suggests the method to shorten the search area by using edge detection and subimage partition. For the purpose reduce encoding time, The Domain areas are reduced 1/64 by partitioning original image to subimage, and classified them into edge area and shade area so that detect only the area in the same class. for achieving an encoding with good fidelity, tried to differ the search method as the threshold value of edge which is included in subimage, and compared the compression rate and fidelity when set the the size of range block as 4×4 and 8×8.

I. 서 론

프랙탈(Fractal)은 무한양의 자기유사성(Self similarity)⁽¹⁾을 가지는 영상이다. 즉 기본이 되

는 영상을 여러 개로 분할하고 각 부분을 전체의 축소로 치환하는 과정을 반복하면 어떤 영상을 만들어 낼 수 있다. 프랙탈을 이용한 부호화 기법은 원영상을 여러 개로 분할하여 분할된 각 영상

* 동래여자전문대학 전자계산과

** 동래여자전문대학 사무자동화과

에 프랙탈 생성 알고리즘을 적용시켜 고정점을 가지는 변환의 집합으로 부호화하고 부호화된 변환의 집합에 임의의 초기 영상을 반복적으로 적용시켜 원영상에 접근하는 방법이다.

프랙탈의 개념은 Mandelbrot⁽²⁾가 처음으로 프랙탈의 개념을 영상에 적용하였고 Voss는 프랙탈 알고리즘을 이용하여 자연의 영상을 만들어 내었다. 이후 M.F Barnsly⁽³⁾는 자연의 영상에서 프랙탈을 찾아낼 수 있는 알고리즘을 만들 것을 제안하였다. 즉 복잡한 영상을 전송할 때 관련된 알고리즘의 매개 변수만 전송하면 메모리를 감소시킬 수 있다는 것이다. Jacquin이 처음으로 역변환 문제(inverse problem)를 해결하여 프랙탈 영상 압축을 시작하였다.⁽⁴⁾

프랙탈을 이용한 영상 부호화 방법은 영상의 자기유사성에 따라 복원되는 끌개(Attractor)⁽³⁾의 특성에 영향을 받으므로 자기유사성을 효과적으로 기술하기 위한 방법들이 연구되고 있다.⁽⁵⁾ 자기유사성을 기술하기 위해서는 영상내에 특정한 측정치를 이용하여 두 영역을 결정하여야 하며 설정된 두 영역에 대해 변환식을 이용하여 관계를 기술하여야 한다. 변환식에 의해 변환될 영역을 Domain 영역, 변환된 Domain 영역으로 표현되는 영역을 Range 영역이라 한다. 프랙탈 부호화에서는 Domain 블록을 이용하여 원영상인 Range 블록을 복원하며 이는 IFS와 Callage 이론에 의해 가능하다⁽³⁾. 현재 IFS(Iterated Function System)에 근거한 영상의 프랙탈 부호화 기법은 Jacquin⁽¹⁾, Fisher⁽⁵⁾, Monro⁽⁷⁾ 등의 방법으로 구분할 수 있다. Jacquin과 Fisher의 방법은 원영상을 겹치지 않는 형태의 Range블록으로 나눈 후 각 Range 블록에 대하여 가장 유사한 블록을 전체 Domain 블록에서 찾는 조각 변환을 이용하였다. 이 경우 최적의 블록을 찾기 위해서는 탐색 시간과 계산량이 많아진다. 반면 Monro는 Domain 블록을 Range블록의 주변 블록으로 고정시키는 블록

단위의 부호화 알고리즘으로 Domain 블록의 탐색 시간은 줄였지만 제한된 범위의 탐색 영역과 일정한 형식의 다항식으로 Range 블록을 근사화하기 때문에 블록간의 불연속점이 존재하여 화질을 저하시키는 단점이 있다.

본 논문에서는 Range 영역과 Domain 영역을 에지 추출법을 이용하여 분할한 후 Domain 영역을 여러 개의 부영상으로 미리 나누어 놓고 부영상 단위로 독립적으로 부호화를 수행함으로써 탐색 영역인 Domain 영역을 축소시켜 부호화 시간을 감소시켰다. 또한 화질을 개선하기 위하여 부영상 내의 에지 비율이 일정치 이상이 되면 전역탐색을 하였다. 탐색 영역은 에지 영역과 평탄 영역으로 나누어 같은 class끼리만 탐색하도록 하고 에지 영역인 경우 8가지 shuffle 변환을 모두 적용하고 평탄 영역인 경우 동치 변환만 하였다. 본 논문은 II장에서는 프랙탈 영상압축의 이론적 배경을 설명하고 III장에서는 프랙탈 영상 부호화 방법을 설명하며 IV장에서는 제안된 알고리즘을 V장에서는 실험 결과 VI장에서는 결론을 기술하였다.

II. 이론적 배경

1. 반복함수계

(Iterated Function System)

IFS란 단위 블록 영상간의 자기유사성을 Affine 변환의 계수들로 표현한 후 임의의 초기 영상으로 부터 이들을 반복 사용하여 원영상을 복원하는 것으로 영상 평면 (x,y) 에서 밝기값 $I(x,y)$ 를 갖는 3차원 공간에서의 축소 매핑형태는 Affine 변환식에 gray level을 추가한 변환식은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$w_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ I(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i & 0 \\ c_i & d_i & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ I(x,y) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ a_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

이 식은 두 영상간의 유사성을 표현하며 다 시 기하 변환(Geometric transformation) G_i 과 suffle 변환 S_i , 수치 변환(Massic transformation) M_i 으로 구분된다.

$$W_i = G_i \circ S_i \circ M_i \quad (2)$$

기하 변환 G_i 는 Domain 블록이 Range 블록에 매핑되는 방법을 결정하며 간단한 형태의 선형 변환으로 나타낼 수 있다.

$$G_i(x, y) = \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

이 때 G_i 는 Domain 블록을 Range 블록의 크기로 축소시키기 때문에 수축가능해야 한다. 크기를 축소시키는 방법에는 화소값을 sampling하는 방법과 화소들의 평균값을 하나의 화소로 대응시키는 방법이 있다. 축소된 Domain 블록을 Range 블록으로 매핑하는 suffle 변환 S_i 는 미리 정해진 8가지 변환을 사용한다.⁽⁴⁾ 따라서 가능한 S_i 의 갯수만큼 Domain 블록이 증가되는 것과 같다. W_i 의 수축성에는 영향을 미치지 않는다. 수치변환 M_i 는 기하 변환이 이루어진 Domain 블록이 Range 블록과 유사성을 가지도록 화소값을 변경시킨다.

$$M_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ I(x, y) \end{bmatrix} = J(x', y') = o_i(x, y) + s_i [I(x, y)] \quad (4)$$

M_i 은 화소값에 대한 두 영역의 유사성을 표시하며 s_i 은 Contrast scaling를 o_i 은 평균 계조도 변환을 나타낸다. $o_i(\cdot)$ 가 Lipschitz 연속이고 $s_i(\cdot)$ 가 수축 가능하면 그때 W_i 도 수축 매핑이 된다.

2. 수축 변환

척도 공간(metric space) (F, d) 에서 정의되

는 변환 $W: F \rightarrow F$ 가 모든 $x, y \in F$ 와 $s < 1$ 인 양의 실수에 대해서 식 (5)를 만족하면 그 때 변환 w 를 수축 변환(Contractive transformation)이라고 한다.

$$d(w(x), w(y)) > s d(x, y) \quad (5)$$

여기서 d 는 척도(metric)이며, s 는 변환 W 의 수축도(Contractivity)를 나타낸다. 이러한 수축 변환으로 이루어진 계를 IFS(Iterated Function System)라 하며 이때 수축도 s 를 만족하는 변환 w_i 들의 모임 $\cup w_i$ 를 W 라 하면, 전체 변환 W 도 수축 변환이 되어 유일한 고정점이 존재한다. 수축 변환 W 가 식 (6)과 같은 유일한 고정점 $x_w \in F$ 을 가질 때 부동점 x_w 를 IFS의 끌개(attractor)라 한다.

$$x_w = W(x_w) = \bigcup_{i=1}^n W_i(x_w) \\ x_w = S_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(S_0) \quad \forall S_0 \in F \quad (6)$$

식 (6)에서 n 은 반복 횟수를 의미하며 임의의 영상 S_0 에 대해 반복적으로 변환 $W(f_0)$, $W(W(f_0))$, ...를 적용하면 W 의 고정점 x_w 에 수렴하여 원하는 영상이 된다는 것을 의미한다. 임의의 영상을 유한수의 자체 변환만으로 원영상 f 에 정확하게 일치시키는 것은 일반적으로 불가능하다. Barnsley는 collage 이론(contractive mapping fixed point 이론의 系)으로 임의의 영상 집합이 원영상과 닮은 정도를 설명하였다.

3. Collage 이론

IFS $\{w_i \mid i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ 의 변환 W 의 고정점을 x_w 라 하고 수축비를 s 라 할 때, 변환 W 는 임의의 $f \in F$ 에 대하여 다음 식을 만족한다.

$$\delta(x_w, f) \leq (1 - s)^{-1} \delta(W(f), F) \quad (7)$$

이 식은 자신의 변환(Covering) $W(f)$ 가 원 영상 f 과 차이가 작을 수록 고정점 x_w 는 원영상 f 과 유사하다는 것을 의미하며 특히 변환 W 가 수축가능(Contractive)하다면 정확하게 일치한다. 여기서 수축비(Contractivity factor) s 는 수렴 속도를 나타내며 값이 작을수록 고정점에 빠르게 수렴한다. 식 (7)을 만족하는 IFS를 구하고, 임의의 초기 영상에 대해 IFS 변환 W 를 반복적으로 적용해 가면 고정점 정리에 따라 x_w 로 수렴하므로 원영상을 복원할 수 있다. 이와 같은 과정을 역변환 문제(Inverse problem)라고 한다.

III. 프랙탈 영상 부호화

영상의 부호화는 부호화하고자 하는 영상 f 가 주어져 있을 때 고정점 $W = \cup w_i$ 를 가지는 변환의 집합 w_1, w_2, \dots, w_N 과 끝개 $f = x_w$ 를 구한다는 것을 의미한다. 즉 f 는 변환 W 의 고정점이 된다.

$$f = W(f) = w_1(f) \cup w_2(f) \cup \dots \cup w_N(f).$$

일반적으로 임의의 곳에 있는 영상과 정확하게 일치하는 조각 영상을 찾아내는 것은 어려우므로 평균 자승오차 $d_{rms}(f, f)$ 가 작은 고정점 $f = x_w$ 를 구하는 것이 바람직하다.

$$f \approx f' = W(f') \approx W(f) = w_1(f) \cup w_2(f) \cup \dots \cup w_N(f).$$

먼저 부호화할 영상을 $B \times B$ 크기의 겹치지 않는 Range 블록 R_1, R_2, \dots, R_n 의 집합으로 분할하고 각 Range 블록에 대해 탐색하게 될 $2B \times 2B$ 크기의 domain 블록 D 를 수평, 수직으로 이동하면서 겹침이 있게 결정한다. 최적의 Domain 블록 $D_i \in D$ 을 찾기 위해 각 Range 블록에 대해 D 전체를 검색하며 이 때

Range 블록과 가장 닮은 Domain 블록은 평균 제곱 오차

$$d_{rms}(f \cup (R_i \times I), w_i(f)) \quad i = 1, \dots, N. \quad (8)$$

가 최소가 되는 블록이며 그 때의 변환 계수값 (s_i, o_i) 과 Domain 영역의 위치에 의해 w_i 가 결정된다. 실제적으로는 rms 척도를 사용하여 Domain과 Range를 비교하며 또한 이러한 metric을 사용하면 식 (4)의 s_i 와 o_i 의 최적값을 계산할 수 있다.

n 개의 화소 밝기가 D 에 대해 a_1, \dots, a_n , R 에 대해 b_1, \dots, b_n 인 두개의 블록이 있다고 할 때 다음 식을 최소로 하면 s 와 o 를 구할 수 있다.

$$R = \sum_{i=1}^n (s \cdot a_i + o - b_i)^2$$

위 식을 s 와 o 에 대해 편미분하고 각각을 0으로 두면

$$s = \frac{[n \sum_{i=1}^n a_i b_i - \sum_{i=1}^n a_i \sum_{i=1}^n b_i]}{[n \sum_{i=1}^n a_i^2 - (\sum_{i=1}^n a_i)^2]}$$

$$o = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n b_i - n \sum_{i=1}^n a_i]$$

가 되고

$$R = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n b_i^2 + s(s \sum_{i=1}^n a_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n a_i b_i + 2o \sum_{i=1}^n a_i) + o(no - 2 \sum_{i=1}^n b_i)]$$

가 된다. 만약 $n \sum_{i=1}^n a_i^2 - (\sum_{i=1}^n a_i)^2 = 0$ 이면 $s = 0$

이 되고 $o = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n b_i$ 이 된다.

이 때 rms 오차는 \sqrt{R} 이다. $d_{rms}(f \cup (R_i \times I), w_i(f))$ 를 계산하는 알고리즘 다음과 같다.

1. D_i 를 w_i 의 Domain으로 한다.
2. D_i 의 화소는 원영상을 서로 겹치지 않게 2×2 블록의 평균을 취하여 scaling한다. (검색시 R_i 와 같은 크기가 되도록 함)
3. w_i 가 회전 또는 대칭을 가지고 있으면 D_i 의 화소를 새로운 방향으로 치환한다.

Range 블록과 최적의 정합을 갖는 Domain 블록을 탐색할 때 블록은 속성에 따라 shade 블록, midrange 블록, Edge 블록으로 분류되어 shage 블록(평탄 영역)인 경우 Range 블록의 평균값과 동치 변환만 하고 Midrage 블록은 수치 변환과 suffle 변환 중 대칭변환을 이용하며 edge 블록인 경우 수치 변환과 8가지의 suffle 변환 모두를 사용한다.

4. $\sum_{a \in F} a$ 와 $\sum_{a \in F} a^2$ 을 계산한다.
5. $\sum_{b \in F} b$ 와 $\sum_{b \in F} b^2$ 을 계산한다.
6. $\sum_{b \in F, b \in F} ab$ 를 계산한다. (여기서는 같은 위치에 있는 a 와 b 를 더하는 것을 의미함)
7. 이러한 결과를 이용하여 s_i 와 a_i , R 값들을 계산한다.
8. $d_{rms}(f \cup (R_i \times I), w_i(f)) = \sqrt{R}$ 이 된다.

이러한 평균 자승 오차 \sqrt{R} 가 최소가 될 때의 s_i , a_i 와 함께 D_i 를 선택하면 식 (1) 형태의 변환을 결정할 수가 있고 일단 집합 w_1, w_2, \dots, w_N 가 구해지면 x_w 를 추정하여 영상을 decode할 수 있다.

IV. 제안된 알고리즘

Fisher의 알고리즘은 원영상을 겹치지 않는 형태의 range블록으로 나눈 후 각 range 블록에 대하여 가장 유사한 블록을 Domain 블록에서 찾는 것으로 검색시 블록의 특성에 따라 영역을 3가지로 분류하여 부호화하였다. 이 방법을 사용

할 경우 전역 탐색을 하므로 최상의 화질은 얻을 수 있으나 탐색 시간이 대단히 많아지므로 본 연구에서는 512×512 영상을 4개, 16개, 64개의 부영상으로 미리 나누어 놓고 각각의 부영상을 Range 영역으로 하여 독립적으로 부호화를 수행하였다. 또한 탐색 시간을 최대로 단축하기 위해 Range 영역과 Domain 영역에 각각 분산을 이용한 Edge 추출법으로 영상 분할을 한 후 같은 클래스에 있는 해당하는 블록만을 탐색하고 서로 다른 클래스의 영역은 탐색 대상에서 제외하였다. 이때 Edge의 존재 여부는 적당한 Threshold 값을 선정하여 계산된 경계치보다 큰 화소는 255로 그외는 0으로 하는 2진 영상을 형성시켜 Edge 영역과 평탄 영역으로 구분하였다. Edge 영역인 경우 8가지 suffle 변환을 수행하고 에지 영역이 아닌 경우는 평탄 영역으로 간주하여 동치변환만 수행하여 부호화시간을 최소화하였다. 원영상을 부영상으로 나누어 독립적으로 부호화할 경우 부영상의 갯수를 늘이면 Domain pool에서의 탐색 영역이 $4/1, 1/16, 1/64$ 로 축소되어 부호화 시간은 상당히 줄일 수 있었으나 탐색 영역의 감소로 인하여 특정 부영상 영역에서 화질 저하가 발생하였다. 이를 개선하기 위해 부영상의 에지 비율이 일정 이상이 되는 부영상에는 전 영역에 대해 8가지 shuffle 변환을 하였다. 그림 1은 제안된 부호화기의 블록도이다.

V. 실험 결과 및 검토

본 연구의 실험 영상은 512×512 크기의 256 gray level의 Lenna 영상이며 Range 블록의 크기는 $4 \times 4, 8 \times 8$, Domain 블록의 크기는 $8 \times 8, 16 \times 16$ 으로 하였다. 탐색량을 줄이기 위해 부호화에 앞서 에지 추출법에 의해 영상을 분할하고 원영상을 4개, 16개, 64개의 부영상(Subimage)으로 나누어 독립적으로 부호화하였다. 성능 비교의 기준으로는 영역 블록의

탐색 횟수(CPU time), PSNR(Peak signal to noise ratio)을 사용하였다. Range 블록과 가장 잘 정합하는 Domain 블록을 검색하기 위해 평균자승오차를 이용하였다. 표 1은 512×512 영상을 제안된 부호화 방법을 이용하여 부

호화 했을 때의 결과이고 표 2는 축소 변환의 개수 변수에 할당된 단위 블록당 비트율을 나타내고 있다. 그림 2-1은 부영상의 개수의 증가에 따른 부호화 시간을, 그림 2-2는 Decode의 PSNR값을 그래프로 표시한 것이다.

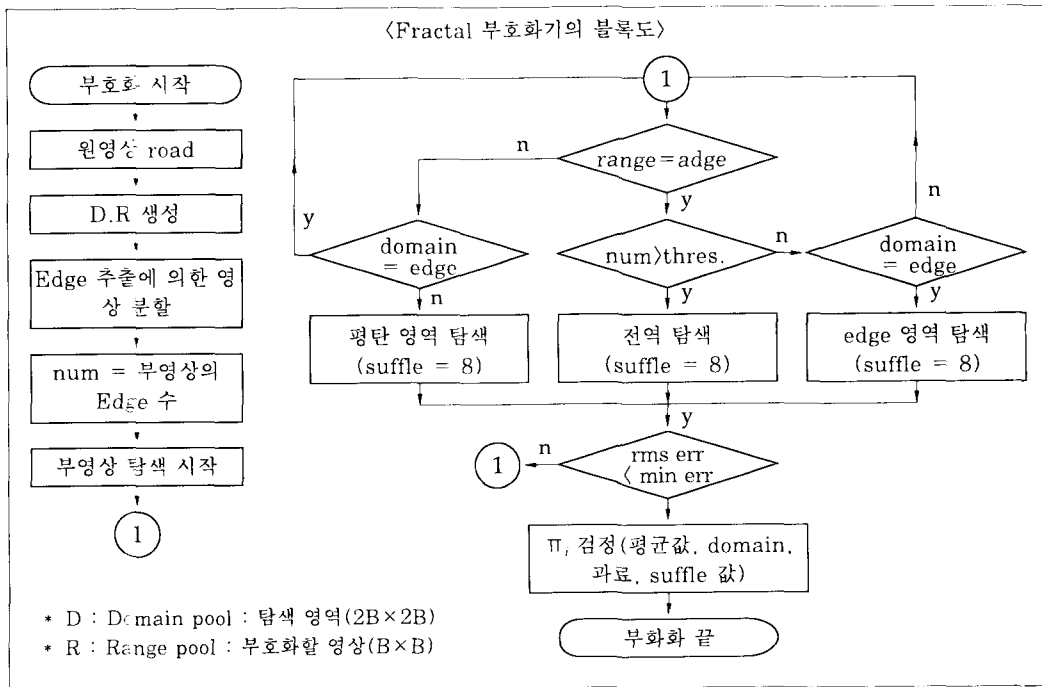


그림 1 제안된 부호화기의 블록도
Fig.1 Block diagram of the proposed encoder

표 1 제안된 방법의 PSNR, 부호화 시간 비교
Table 1 Comparison of PSNR, Encode thime for proposed Method

(th : 에지의 비율의 임계치)

	th	제안한 방법 1					
		4블록 부영상		16블록 부영상		64블록 부영상	
		8*8	4*4	8*8	4*4	8*8	4*4
PSNR (enc.)	60	28.5663	34.0629	28.5083	33.9165	27.0221	32.9489
	80	28.5290	34.0144	28.5091	33.9096	27.1563	32.8588
압축율 (bpp)		0.0468	0.1875	0.0429	0.1718	0.0391	0.1562
부호화 시 간	60	04:52:40	05:40:51	01:15:08	01:45:34	00:15:04	00:23:35
	80	04:39:04	05:27:40	01:08:58	01:33:44	00:14:24	00:21:22
PSNR (dec.)	60	27.2722	33.1232	26.5949	32.2420	22.3878	29.8803
	80	27.2877	32.5592	26.5810	32.2482	22.6460	29.5575

표 2 매개 변수에 할당된 bit수
Table 2 Number of BIT allocated in parameter

	X 좌표	Y 좌표	Brightness	Suffle 수	총 bit 수
4등분시 bit 수	7	7	7	3	24
16등분시 bit 수	6	6	7	3	22
64등분시 bit 수	5	5	7	3	20

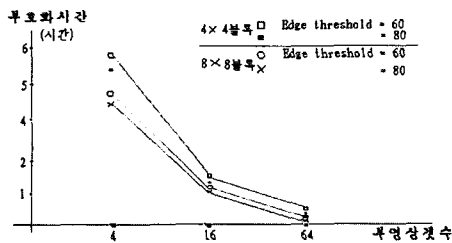


그림 2-1 부영상 갯수의 증가에 따른 부호화 시간의 비교

Fig. 2-1 Comparison of encoding time for increment of subimage

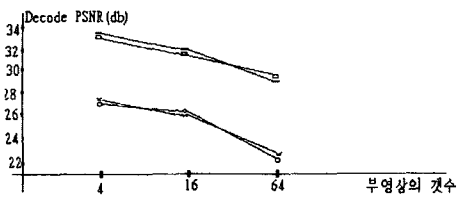


그림 2-2 부영상 갯수의 증가에 따른 Decode PSNR의 변화

Fig. 2-2 Comparison of Dncode PSNR for increment of subimage

그림 2-1에서 보는 바와 같이 부영상의 갯수와 Range 블록의 크기를 늘이거나 에지 비율을 조정하여 탐색영역을 감소시키면 부호화 시간은 대폭 줄어든다. 에지 비율을 높혀 화질 개선을 시도한 결과 탐색 영역의 증가로 인한 부호화 시간은 증가하지만 그림 2-2에서 나타난 바와 같이 에지 비율에 따라 화질이 항상 개선되는 것은 아니므로 decoding시 최선의 PSNR 값을 구할 수 있는 임계치를 결정하는 것이 문

제가 되었다. Range 블록을 4 * 4로 했을 때보다 8 * 8 블록에서 PSNR 값이 낮아지는 것은 블록 크기의 확대로 인한 탐색 영역이 감소로 최적의 변환이 이루어지지 않기 때문이다. 반면에 Range 블록의 갯수가 줄어들어 변환 w_i의 갯수가 감소하므로 압축율은 증가하고 부호화 시간은 줄어든다. 양자화될 축소 변환 파라미터는 수치 변환 중 평균 계조도를 나타내는 α 와 변환될 Domain 영역의 x, y 좌표, 회전 및 대칭 변환을 표시하는 suffle 수가 된다. 512x512 영상에서 range 블록을 4x4로 하고 4개의 부영상으로 부호화할 경우 화소당 비트율은 24 / (16 * 8) = 0.1785 bpp가 된다. 부영상수를 증가시키면 화소당 비트율은 낮아지나 PSNR값은 상당히 낮아진다(표 2). 이를 개선하기 위하여 부영상들의 에지 비율을 전부 조사하여 일정 에지 이상을 포함한 부영상에는 8가지 suffle 변환을 모두하도록 하여 부호화한 결과 부분적으로 왜곡이 나타나는 부영상 부분을 개선할 수 있었다. 그러나 이러한 방법은 많은 부영상을 만들 때는 부분적인 영상 저하 현상을 해결할 수는 없었고 압축률을 높이기 위해 Range 영역을 크게 했을 경우 에지 부분에 화질 저하가 생겼다. 이는 가변 블록 분할을 통해 해결할 수 있을 것으로 본다. Range 그림 3은 원영상, 그림 4-1, 4-2, 4-3은 Range 블록을 4x4로 하였을 때의 복원 영상이며 그림 5-1, 5-2, 5-3은 Range 블록을 8x8로 했을 때의 복원 영상이며 그림 6은 부호화 과정을 표시한 것이다.



그림 3 512×512 Lenna 원영상
Fig. 3 512×512 Original Lenna image



그림 4-3 64개 부영상
Fig.4-3 64-Subimages



그림 4-1 4개 부영상
Fig.4-1 4-Subimages



그림 5-1 4개 부영상
Fig.5-1 4-Subimages



그림 4-2 16개 부영상
Fig.4-2 16-Subimages



그림 5-2 16개 부영상
Fig.5-2 16-Subimages



그림 5-3 64개 부영상
Fig.5-3 64-Subimages



그림 6 부호화 과정
Fig.6 Encoding process

Ⅵ. 결론

본 연구에서는 복원 영상의 화질을 최대한 유지시키면서 신속한 부호화가 가능하도록 에지 추출법 및 부영상 분할 방법을 도입하여 탐색 영역을 줄이는 방법을 제안하였다. 즉 원영상을 여러 개의 부영상으로 분할하여 탐색영역인 Domain 영역을 줄이고 다시 에지 추출법으로 에지인 부분과 아닌 부분으로 나누어 같은

클래스에 있는 영역에서만 탐색하도록 함으로써 계산량을 줄였다. 실험 결과 제안한 방법은 Fisher의 전영역 탐색에 비해 탐색 영역이 감소하여 신속한 부호화가 가능하였다. 또 화질의 저하는 Range 블록을 4×4 크기로 했을 때 16개의 부영상까지는 거의 무시할 수 있는 정도의 감소가 있었다. 본 논문에서는 화질을 최상으로 유지하고 프랙탈 부호화시 최대 단점인 부호화 시간을 줄이는 데 목적을 두었고 부호화하고자 하는 블록을 가변시키는 작업은 하지 않았다. 프랙탈에 의한 영상 압축의 장점은 영상 전송시 영상 자체가 아니라 변환된 계수만을 전송하므로 데이터량이 매우 작아 매우 높은 압축율을 얻을 수 있다. 현재까지 연구된 프랙탈 이론은 압축에 대한 가능성은 여러가지로 제시되어 있으나 부호화 성능을 더욱 향상시키기 위해서는 부호화 시간을 단축시키면서 압축율을 향상시키기 위한 영역의 분할에 대한 연구가 필요하겠다.

참 고 문 헌

- [1] A.Jacquin. A Fractal Theory of Iterated Markov Operators with Application to Digital Image Coding. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, August 1989.
- [2] B.Mandelbrot. The Fractal Geometry of nature. San Francisco: W. H. Freeman and co.,1982
- [3] M.Barnsley, Fractals Everywhere. San Diego: Academic Press, 1988
- [4] A.E.Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations," IEEE Trns. Image Process., vol. IP-1, pp.18-30, jan.1992.

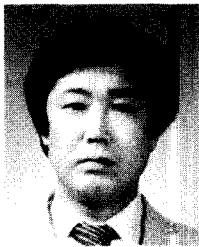
- [5] Y.Fisher. "Fractal Image Compression", SIGGRAPH '92 Course Notes(1992) Center, San Diego, CA92142-5000.
- [6] Y.Fisher, E.W.Jacobs, R.D.Boss, "Fractal Image Compression Using Iterated Transforms," Technical Report, Naval Ocean Systems [7] D.M Monro, and F.Dudbridge. "Fractal Approximation of Image Blocks." CASSP,pp III:485-488, 1992

□ 著者紹介

박 철 우(朴 喆 佑)

1982년 2월 동아대학교 전자공학과(공학사)
 1986년 2월 동아대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1990년 2월 동아대학교 대학원 전자공학과(박사과정 수료)
 현재 동래여자전문대학 전자계산과 조교수

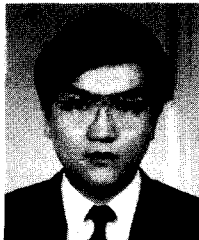
※ 관심분야 : Image processing



박 재 운(朴 在 云)

1981년 2월 동아대학교 전자공학과(공학사)
 1983년 2월 동아대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1995년 2월 동아대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
 현재 동래여자전문대학 사무자동화과 부교수

※ 관심분야 : SS 통신, 무선 LAN



제 종 식(諸 宗 植)

1984년 2월 동의대학교 공업경영학과(공학사)
 1986년 8월 동아대학교 대학원 공업경영학과(경영학석사)
 1994년 2월 동아대학교 대학원 산업공학과(박사과정 재학중)
 현재 동래여자전문대학 사무자동화과 조교수

※ 관심분야 : 인간공학, 감성공학