

# 블록 근사화식의 적응적 선택을 이용한 프랙탈 영상 부호화

박 용 기<sup>†</sup> · 박 철 우<sup>††</sup> · 김 두 영<sup>†††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 블록 근사화식을 적응적으로 선택하여 프랙탈 계수를 결정함으로써 기존의 프랙탈 부호화 방법에서 문제가 되는 부호화 시간을 개선하는 방법과 복원 영상의 화질을 향상시킬 수 있는 방법을 제안한다. 첫 번째로 부호화 시간을 단축하기 위해 밝기값과 분산에 의해 특성이 결정된 Domain 블록을 선형 리스트로 구성한 후 1차 허용오차 임계치에 의해 블록 탐색 시간을 제어할 수 있게 하였다. 두 번째로 블록 분할 레벨을 3단계로 하여 부호화할 때 최저 분할 레벨의 Range 블록이 만족할 만한 근사화 오차를 갖는 Domain 블록을 찾지 못하면 그 블록에 한하여 밝기항을 비선형 변환식으로 새로운 변환 계수를 결정하여 화질을 향상시켰다. 제안한 방법으로 실험한 결과 기존의 부호화 방식보다 부호화 시간은 2배 이상 향상되었고 동일한 압축율에서 PSNR 값은 1-2dB 정도가 향상되었다.

## Fractal Image Compression Using Adaptive Selection of Block Approximation Formula

Yong-Ki Park<sup>†</sup> · Chul-Woo Park<sup>††</sup> · Doo-Young Kim<sup>†††</sup>

### ABSTRACT

This paper suggests techniques to reduce coding time which is a problem in traditional fractal compression and to improve fidelity of reconstructed images by determining fractal coefficient through adaptive selection of block approximation formula. First, to reduce coding time, we construct a linear list of domain blocks of which characteristics is given by their luminance and variance and then we control block searching time according to the first permissible threshold value. Next, when employing three-level block partition, if a range block of minimum partition level cannot find a domain block which has a satisfying approximation error, we choose new approximation coefficients using a non-linear approximation of luminance term. This boosts the fidelity.

Our experiment employing the above methods shows enhancement in the coding time more than two times over traditional coding methods and shows improvement in PSNR value by about 1-3dB at the same compression rate.

† 정 회 원: 양산전문대학 컴퓨터응용과

†† 정 회 원: 동부산전문대학 전자계산과

††† 정 회 원: 동아대학교 전자공학과

논문접수: 1997년 9월 1일, 심사완료: 1997년 10월 24일

## 1. 서 론

1977년 Mandelbrot는 프랙탈 기하학을 도입하여 자연의 복잡한 영상을 나타내기 위한 수학적 모델을 제시하였다[1]. Barnsley는 자연의 영상에서 프랙탈 변환식을 찾아낼 수 있는 알고리즘을 만들어내는 역변환 문제(Inverse problem)를 제안하고 반복 함수계(Iterated Function System: IFS)의 수학적 근거를 제시하였으며 IFS의 영상복원 정도를 측정할 수 있는 Collage이론을 증명하였다[2]. 그러나 Barnsley가 제안한 IFS로 복잡한 영상을 압축할 경우 부호화 시간과 복원시간이 길어지고 자동화 알고리즘 구현이 불가능하였다. Jacquin이 PIFS(Partitioned IFS)방법을 제안하고 역변환 문제를 해결하여 프랙탈 영상 압축을 시작하였다[4]. 프랙탈 압축에 이용되는 프랙탈 기하학이 갖는 특징은 자기유사성(Self-similarity)[5-7]과 순환성(Recursiveness)에 있고 차원을 유리수로 표현할 수 있다는 데 있다. 프랙탈 부호화란 주어진 임의의 영상에서 최소 밝기 값의 형태가 유사한 두 영역을 결정하고, 그들의 관계를 자기유사성의 성질을 이용하여 변환식으로 표시하는 즉 반복 함수계를 찾는 것이다. 프랙탈 영상 압축에서의 가장 큰 문제점은 복원시의 시간은 짧은 데 비해 부호화 시간이 오래 걸리며 또 부호화 시간을 짧게 했을 경우 화질이 떨어지는 문제점이 있다. 최근 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되고 있다[2-12]. Jacquin의 방법은 부호화 하고자 하는 블록을 찾기 위한 탐색과정에 많은 계산량이 필요하고 압축 효율을 높이기 위해 블록을 크게 했을 경우 예외부분에 Blurring현상이 나타난다[4]. Fisher의 방법은 가변 블록 분할법과 블록 특성 분류법을 적용하여 압축율과 부호화 시간의 효율을 향상시키고 있으나 탐색 밀도에 따라 화질 저하 및 계산량이 대폭 늘어날 수 있다. 또한 두 경우 모두 블록을 근사시키기 위해 Affine변환과 같은 선형 변환을 사용하므로 크기가 크고 복잡한 블록을 근사시키는 어렵다[9-12]. 이러한 문제를 해결하기 위하여 Monro와 Dudbridge[6, 7]는 BFT모형을 이용하여 부호화 속도를 향상시키고 비선형 변환식을 사용하여 화질을 개선하였으나 블록의 크기가 커질 경우 좋은 화질을 얻기는 어렵다.

본 논문에서는 가변 크기 블록 분할법을 이용한 기

존의 부호화 방법에서 문제가 되는 부호화 시간을 개선하는 방법과 일정 압축율을 유지하면서 화질을 향상시킬 수 있는 부호화 방법을 제시한다. 가변크기 블록 분할법에서는 자기유사성을 갖는 블록을 탐색할 때 Range블록이 같은 블록 특성을 갖는 Domain블록만 비교하도록 하기 위해 Domain pool에 있는 모든 Domain블록을 밝기값과 분산에 의해 특성을 정하여 선형 리스트(Linked list)로 구성하였고, 이러한 선형 리스트를 제어할 수 있는 1차 허용오차 임계치를 두어 최적의 Node에 도달했을 때 리스트 탐색을 중단하고 선형 변환식으로 프랙탈 계수를 결정하도록 하여 부호화 시간을 단축시켰다[13]. 두 번째로 복원된 화질을 향상시켰다. 가변 크기 블록 분할법에서는 압축 효율의 저하를 막기 위해 분할 레벨을 3단계로 하였다. 이 경우 최저 분할 레벨의 Range블록을 Domain블록과 비교했을 때 만족할 만한 근사화 오차를 갖는 블록을 찾지 못하였음에도 불구하고 분할의 한계 때문에 닳지 않은 블록의 변환 계수를 부호화한다. 이러한 블록은 단순한 선형 변환의 근사식만으로는 복원시 화질 저하를 막을 수 없다. 이 점을 개선하기 위하여 근사화 오차가 큰 최저 레벨의 블록에 대해서는 밝기향의 차수를 높인 변환식으로 새로운 프랙탈 계수를 결정하도록하여 화질을 향상시켰다[14].

본 논문의 구성은 2장에서 프랙탈 부호화의 이론적 배경을 소개하고, 3장에서는 기존의 프랙탈 부호화 방법, 4장에서는 제안된 프랙탈 부호화 방법을, 5장에서는 실험 결과를, 6장에서 결론을 내렸다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 축소 변환(contractive transformation)

완전 척도 공간(complete metric space)  $(F, d)$ 에서 정의되는 변환  $W: F \rightarrow F$ 가 모든  $x, y \in F$ 와  $s < 1$ 인 양의 실수에 대해서 다음 식을 만족하면 그 때 변환  $w$ 를 축소 변환(Contractive transformation)이라고 한다.

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

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 이

때 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 (2)와 같은 유일한 고정점  $x_W \in F$ 을 가질 때 부동점  $x_W$ 를 IFS의 끌개 (attractor)라 한다.

$$x_W = W(x_W) = \bigcup_{i=1}^n W_i(x_W)$$

$$x_W \equiv S_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} W^{on}(S_0) \quad \forall S_0 \in F \quad (2)$$

$n$ 은 반복횟수를 의미하며 임의의 초기 영상  $S_0$ 에 대해 반복적으로 변환  $W(f_0), W(W(f_0)), \dots$ 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 collage이론[2, 8]으로 임의의 영상 집합이 원영상과 닮은 정도를 설명하였다.

2.2 Collage 이론

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

$$\delta(x_W, f) \leq (1-s)^{-1} \delta(W(f), F) \quad (3)$$

이 식은 자신의 변환(Covering)  $W(f)$ 가 원영상  $f$ 와 차이가 작을 수록 고정점  $x_W$ 는  $f$ 와 유사하다는 것을 의미하며, 변환  $W$ 가 수축가능(Contractive)하다면 고정점  $x_W$ 에 수렴한다. 여기서 수축비(Contractivity factor)  $s$ 는 수렴 속도를 나타내며 값이 작을수록 고정점에 빠르게 수렴한다. 식 (3)을 만족하는 IFS를 구하고, 임의의 초기 영상에 대해 IFS변환  $W$ 를 반복적으로 적용해 가면 고정점 정리에 따라  $x_W$ 으로 수렴하므로 원영상을 복원할 수 있다. 이와 같은 과정을 역변환 문제(Inverse problem)라고 한다.

2.3 반복함수계(Iterated Function System)

프랙탈 압축은 원영상을 나타낼 수 있는 IFS를 구성하는 것이다. IFS란 자기 자신의 공간으로 사상(map)되는 축소 변환의 집합으로 단위 블록 영상간의 자기유사성을 회전, 이동, 축소, 대칭변환이 가능한

Affine변환의 계수들로 표현한 후 임의의 초기 영상으로부터 이들을 반복 사용하여 원영상을 복원하는 것이다. [4, 5, 11]

영상 평면  $(x, y)$ 에서 밝기값  $I(x, y)$ 를 갖는 3차원 공간에서의 축소 매핑형태는 2차원 Affine변환식에 gray level을 추가한 것으로 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = w_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ I(x, y) \end{bmatrix} \quad (4)$$

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

여기서  $I(x, y)$ 와  $J(x', y')$ 는 Range와 Domain블록내의 화소 밝기값을 나타낸다. 이 식은 두 영상간의 유사성을 표현하며 다시 기하 변환과 suffle변환, 수치변환(Massic Transformation)으로 구분된다.

기하 변환은 Domain블록이 Range블럭에 매핑되는 방법을 결정하며 다음과 같은 2차원 affine변환 형식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

$a_i, b_i, c_i, d_i$ 는 기하 변환과 suffle변환을 나타내고  $e_i$ 와  $f_i$ 는 Range블록과 정합될 수 있는 Domain블록의 좌표를 표시한다. 이 때 기하변환은 Domain블록을 Range블록의 크기로 축소시키기 때문에 축소 가능해야 한다. 축소된 Domain블록을 Range블록으로 정합하는 suffle변환은 미리 정해진 8가지 변환을 사용한다.<sup>(5)</sup> 따라서 가능한 suffle변환의 개수만큼 Domain블록이 증가되는 것과 같다. 수치변환은 기하 변환이 이루어진 Domain블록이 Range블록과 유사성을 가지도록 화소값을 변경시킨다.

$$J(x', y') = a_i + s_i [I(x, y)] \quad (6)$$

식 (6)은 화소값에 대한 두 영역의 유사성을 표시하며  $s_i$ 은 Contrast scaling을  $a_i$ 은 Range영역과 Domain영역의 평균 화소값의 차인 offset을 나타낸다. 영상 부호화는 식 (4)의 변환  $w_i$ 의 각 계수를 구하는 과정

으로 볼 수 있다. 실제 전송할 매개 변수는 Range 블록과 가장 잘 매칭되는 Domain 블록의 좌표와 suffix 값, scaling값과 offset값이 된다.

### 3. 프랙탈 영상 부호화

영상을 부호화하기 위해서는 영상을 반복 변환 시스템으로 구성해야 하고 IFS를 구성하기 위해서 영상 영역을 분할하고 분할된 각 영역에 대한 변환을 결정해야 한다. [4-9] 즉 영상의 부호화는 부호화 하고자 하는 영상  $f$ 가 주어져 있을 때 고정점  $W = \bigcup_{i=1}^N w_i$ 를 가지는 변환의 집합  $w_1, w_2, \dots, w_N$ 과 끌개  $f = x_w$ 를 구한다는 것을 의미한다. 영상  $f$ 는 변환  $W$ 의 고정점이 되며 다음과 같이 표현할 수 있다.

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

일반적으로 임의의 위치에 있는 영상과 정확하게 일치하는 조각영상을 찾는 것이 어려우므로 평균 자승오차  $d_{rms}(f', f)$ 가 작은 고정점  $f' = x_w$ 를 구한다.

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

$w_i$ 는 Domain영역의 축소 변환 조건을 만족하면서 Range영역을 만들어 내므로 Domain영역이 Range영역보다 커야 한다. 여기서 크기의 비 2:1은 절대적인 것은 아니며 이론적으로 부호화와 복원시의 효율이 향상될 수만 있다면 임의로 크기의 비를 조정할 수 있다. 먼저 부호화할 영상을  $B \times B$ 크기의 겹치지 않는 Range블록  $R_1, R_2, \dots, R_n$ 의 집합으로 분할하고 각 Range 블록에 대해 탐색하게 될  $2B \times 2B$ 크기의 Domain 블록  $D$ 를 수평, 수직으로 이동하면서 겹침이 있게 결정한다. 최적의 Domain블록  $D_i \in D$ 을 찾기 위해 각 Range블록에 대해  $D$  전체를 검색하며 이 때 Range블록과 가장 닮은 Domain블록은 평균 제곱 오차

$$d_{rms}(f \cup (R_i \times D), w_i(f)) \quad i=1, \dots, N. \quad (7)$$

가 최소가 되는 블록이며 그 때의 변환 계수값( $s_i, o_i$ )과 Domain영역의 위치에 의해  $w_i$ 가 결정된다. 실제로는 RMS 척도로 Domain과 Range를 비교하여 식 (6)의  $s_i$ 와  $o_i$ 의 최적값을 계산할 수 있다.

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

$$R = \sum_{i=1}^n (s \cdot a_i + o - b_i)^2 \quad (8)$$

위 식을  $s$ 와  $o$ 에 대해 편미분하고 각각을 0으로 두면

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

$$o = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n b_i - s \sum_{i=1}^n a_i \right] \quad (9)$$

가 된다. 만약

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

가 된다. 만약  $n \sum_{i=1}^n a_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n a_i \right)^2 = 0$ 이면  $s=0$ 이 되고  $o = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n b_i$ 이 된다. 이때 RMS 오차는  $\sqrt{R}$ 이다.

이러한 평균 자승 오차  $\sqrt{R}$ 가 최소가 될 때의  $s_i, o_i$ 와 함께  $D_i$ 를 선택하면 식 (4)형태의 변환을 결정할 수가 있고 일단 변환 집합  $w_1, w_2, \dots, w_N$ 가 구해지면  $x_w$ 를 추정하여 영상을 복원할 수 있다.

### 4. 제안된 프랙탈 부호화 방법

#### 4.1. 근사 변환식의 적응적 선택에 의한 가변 크기 블록 부호화

Range와 비교될 두배 크기의 Domain블록 특성을 정하여 같은 특성을 갖는 블록끼리 선형 리스트 (Linked list)를 구성한다. 부호화할 Range블록의 블록 특성을 조사한 후 Domain pool에서 같은 특성을 갖는 Domain블록만 비교하여 최소 자승 회귀법에 의

해 결정된 RMS치가 허용오차를 만족하는 지를 조사하여 결과에 따라 변환 값을 결정하거나 재분할하여 분할된 하위 블록에서 부호화를 행한다. 분할되는 트리의 수준을 너무 깊게 하면 정보량과 계산량이 늘어나므로 실제적인 트리의 분할 수준은 3단으로 한다. 이 때 부호화 시간은 Domain pool의 생성 수에 따라 달라지므로 제한한 방법에서는 탐색될 Domain의 이동량을 조정하여 시간을 단축시켰다. Range블록과 가장 닮은 Domain블록을 탐색할 때 탐색 범위를 선행 리스트의 전체 노드로 하면 최초 또는 중간 노드에서 최적의 Domain블록이 결정될 경우 남아 있는 Node의 수만큼 불필요한 검색이 행해지게 된다. 따라서 리스트내의 검색 작업을 제어할 수 있는 1차 허용오차 임계치를 정하고 블록간의 유사성을 측정하는 RMS값이 1차 허용오차 임계치 이하가 되면 탐색을 중단하고 변환 계수를 결정하도록 하여 부호화 시간을 단축시켰다. 또한 블록 분할을 행할 때 트리 깊이 수준을 3단계로 제한하면 복잡한 블록을 형성하는 예외 영역인 경우 최대 깊이까지 트리 분할한다 하더라도 최적의 Domain블록이 찾아진다는 보장은 없다. 최적의 Domain블록을 찾기 위해 4단 트리 분할을 행하면 화질 향상은 기대할 수 있으나 그에 반해 압축율은 떨어진다. 그 이유는 Domain 블록과 Range 블록간의 유사성이 높다면 Fisher등이 사용하였던 밝기함의 선형 근사법으로, 즉 화소값의 분포를 변화시키지 않고 밝기값만을 조정하여 근사할 수 있지만 급격한 경계(Edge)가 존재할 경우에는 좋은 근사를 얻을 수 없기 때문이다. 이러한 점을 보완하기 위해 블록간의 유사성이 높은 부분은 선형 근사를 시도하고 최소 트리 분할 이후에도 허용오차 임계치를 만족하지 못하는 블록이 있을 경우 그 블록에 한해서 밝기값을 비선형 근사법에 의해 계수를 구하였다. 즉 화

소값의 분포를 변화시킴으로 Domain과 Range가 닮은 관계가 아니더라도 블록 근사가 가능하게 하였다. 이러한 블록에는 BFT방식[6,7]을 도입하여 부호화 시간에는 영향을 주지 않도록 하였다.

(그림 1)은 Monro에 의해 제시된 BFT방법으로 영상을 분할한 것으로 주어진 영상을 일정한 크기의 Domain블록 A로 분할하고 블록 A를 다시 4개의 작은 Range블록으로 나눈 다음 Domain블록에서 Range블록으로의 변환을 찾아 부호화한다. 이 때 4개의 각 Range블록은 그 블록이 소속된 Domain블록만으로 부호화되므로 이 방법에서는 닮은 블록을 찾아 영상 전체의 Domain블록을 찾는 탐색과정은 생략되며 8가지 Suffle변환도 적용하지 않는다. 대신 화소의 좌표항으로 화소값의 분포를 변화시켜 Domain블록과 Range블록간의 근사를 한다. 이러한 방법을 이용하면 블록간의 닮음 관계가 없더라도 근사가 가능해진다. BFT방법으로 프랙탈 계수를 구하는 과정은 다음과 같다.

일반적인 평면 아핀변환을 영상  $g(x, y)$ 에 적용하면 식(10)과 같이 3차원으로 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = m_k \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ a_1^{(k)} & a_2^{(k)} & a_3^{(k)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} S_x^k \\ S_y^k \\ b^{(k)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서  $k=4$ 이면 한 개의 Domain블록이  $S_x^{(k)}, S_y^{(k)}$ 에 의해 4개의 Range블록으로 매핑된다.

식 (10)을 Grayscale에 관한 계수 변환과 기하 변환에 관한 식으로 표시하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

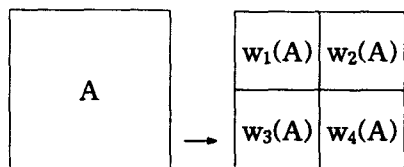
$$w_k \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} S_x^k \\ S_y^k \end{bmatrix}$$

$$v_k [z] = [a_1^{(k)} a_2^{(k)} a_3^{(k)}] \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + [b^{(k)}]$$

여기서 함수 f에서 그 자신 위로(onto) 변환되는 축소 가능한 함수

$$\{m_{k(z)}: A \times B \rightarrow R; k=1, \dots, N\}$$

가 존재한다면,  $p \in A$ 인 모든 점에 대해서 다음과 같이 된다.



(그림 1) Subblock 분할  
(Fig 1) Partitioning a bolck into four Subblocks.

$$f(p) = V \cdot f(p) = v_k(w_k^{-1}(p), f(w_k^{-1}(p)))$$

$$(\because k = \max\{i : p \in w_i(A)\})$$

여기서 p는 영상 공간 A에 속하는 임의의 영상이며, V는 찾고자 하는 프랙탈 근사 함수로 빛의 밝기를 나타내는 블록 단위 근사함수들의 집합  $\cup v_k$ 로 이루어지는 함수이다. 빛의 밝기를 나타내는 함수 V의 형태로는

$$v_k(x, y, z) = b^{(k)} \quad (11)$$

$$v_k(x, y, z) = a_3^{(k)} z + b^{(k)} \quad (12)$$

$$v_k(x, y, z) = a_1^{(k)} x + a_2^{(k)} y + a_3^{(k)} z + b^{(k)} \quad (13)$$

가 있다. 식 (11)은 화소 밝기값의 평균값만을 사용하여 부호화하고 식 (12)는 밝기 값을 z에 관한 1차식으로 나타내어 화소값의 분포를 변화시키지 않고 밝기값만 조정하여 블록을 근사한다. 식 (11)(12)를 사용하면 Domain과 Range블록의 화소값의 분포가 비슷하지 않으면 좋은 근사를 얻기가 어려우므로 밝은 블록을 찾기 위한 탐색 과정이 필요하며 부호화 시간이 많아진다. 이러한 단점을 보완한 것이 식 (13)으로 이러한 식을 사용하면 x, y의 좌표항으로 화소값의 분포를 변화시킬 수 있게 되어 Domain과 Range블록간에 밝음 관계가 없더라도 블록간의 근사가 가능해진다. 또한 근사식의 정밀도를 높이기 위한 방법으로 빛의 밝기를 나타내는 함수의 여러 가지 형태는 4.3절에 나타내었다.

#### 4.2 블록의 부호화 과정

부호화 과정은 전체 영상을 Range블록과 Domain블록으로 나누고 각 Range블록에 대해서 가장 작은 근사화 오차를 갖는 Domain블록의 좌표와 그 때의 변환 계수를 부호화하는 과정이다. 밝은 블록 탐색시 많은 양의 계산이 필요하므로 비교되는 Domain수를 줄이기 위해 Parent node가 4개의 Subnode를 가지는 Tree구조된 Quadtree분할법을 사용한다. 부호화하기 전에 Domain pool에 있는 모든 Domain을 Quadtree분할하고 분할된 블록들은 밝기값의 평균과 분산이 배열되는 순서를 이용하여 특성이 결정된다. 즉 분할된 한 개의 블록을 크기가 1/4이 되는 4분면으로 나누고 각 4분면의 밝기값의 평균과 분산을 다음과 같이

구한다.

$$A_i = \sum_{j=1}^n r_j^i V_i = \sum_{j=1}^n (r_j^i)^2 = A_i^2 \quad (14)$$

( $r_j$ : 화소값,  $i = 1, 2, 3, 4$ )

이 때 가장 밝은  $A_i$ 를 왼쪽 상단에 오도록 배열하고 배열 순서에 따라 3가지 Major class로 분류한다.

0(A <sub>1</sub> )	1(A <sub>2</sub> )	0(A <sub>1</sub> )	1(A <sub>2</sub> )	0(A <sub>1</sub> )	2(A <sub>2</sub> )
2(A <sub>3</sub> )	3(A <sub>4</sub> )	3(A <sub>3</sub> )	2(A <sub>4</sub> )	3(A <sub>3</sub> )	1(A <sub>4</sub> )
Major class 1		Major class 2		Major class 3	
$A_1 \geq A_2 \geq A_3 \geq A_4$		$A_1 \geq A_2 \geq A_4 \geq A_3$		$A_1 \geq A_4 \geq A_2 \geq A_3$	

또 각 Major class는 식 (14)에 따라 24가지의 Subclass로 분류된다. 이 때 분산의 Subclass는 Scaling값이 양수일 때와 음수일 때 각각 다르게 배열된다. 기준 Class가 결정되면 모든 Domain pool에 있는 분할된 블록들은 Node별로 기준 Class와 비교되고 동일한 Class를 가지는 Node들은 블록의 크기에 따라 방향성과 Domain의 위치를 포함한 Linked list로 구성되어 배열에 저장된다. 최초의 Tree깊이(32×32 block)로 분할된 Range블록의 Class가 결정되면 Domain pool에서 같은 Class를 갖는 Block과 비교되며 화소값의 Affine변환값(Scaling과 Offset값)은 식 (8)의 RMS값을 최소로 하면 구할 수 있다. 이 때 한 개의 Range block이 같은 Class를 가지는 모든 Domain 블록의 List에서 탐색의 마지막을 Node의 포인트가 NULL이 되도록 제어하면 최적의 RMS값을 구할 수는 있으나 만약 List 탐색시 초기나 중간에서 최적의 RMS값이 결정 될 경우 부호화 시간의 손실이 생길 수 있다. 따라서 본 알고리즘에서는 1차 허용 오차 임계치와 2차 허용 오차 임계치를 지정하여 Domain pool의 탐색의 끝을 1차 허용 오차 임계치를 지정하여 RMS값이 그 이하가 되면 탐색을 중단하고 Affine변환 값을 결정하도록 하고 일정 임계치를 만족하지 못할 경우 2차 허용 오차와 비교하여 변환값을 결정하도록 하였다. 만약 1, 2차 허용 오차 이내의 RMS값이 구해지지 않을 경우 Range는 Quadtree분할되고 같은 과정이 반복된다.

4.3 근사 변환식 선택에 의한 화질 개선

이상과 같은 방법으로 부호화를 했을 경우 부호화 시간의 향상은 있었으나 압축율의 효율을 높이기 위해 Quadtree분할을 3단계로 제한할 경우 최소 깊이의 블록은 Lena영상의 눈 부분과 같이 복잡한 에지영역인 경우 화소값의 분포를 변화시키지 않고 밝기값만을 조정하여 근사하는 선형 근사 방법으로는 좋은 근사를 얻을 수 없다. 이 부분을 개선하기 위하여 다음과 같은 과정을 거쳐 부호화 시간의 손실없이 화질을 개선하였다. 먼저 유사성이 높은 상위 블록과 하위 블록은 선형 근사법을 사용하여 변환의 매개 변수를 결정하고, 최소 트리 분할 이후에도 허용오차 임계치를 만족하지 못하는 블록이 있을 경우 그 블록에 대해서 Monro가 제안한 BFT 방법인 비선형 근사법에 의해 계수를 구한다. 이와 같은 근사식을 사용하면 3차 곡면의 모양, 즉 화소값의 분포를 변화시킬 수 있으므로 Domain과 Range가 닮음 관계에 있지 않더라도 블록의 근사가 가능하게 된다. Monro가 제안한 식에서 [6, 7] 빛의 밝기를 나타내는 비선형 근사 함수를 여러 가지 형태로 변형하면 좀더 성능이 좋은 근사식을 만들 수 있다. 다음은 몇 가지 예이다.

$$z' = a_1^{(k)}x + b_1^{(k)}y + c_1^{(k)}xy + s^{(k)}g(x, y) + o^{(k)} \quad (15)$$

$$z' = a_2^{(k)}x^2 + a_1^{(k)}x + b_2^{(k)}y^2 + b_1^{(k)}y + c^{(k)}xy + s^{(k)}g(x, y) + o^{(k)} \quad (16)$$

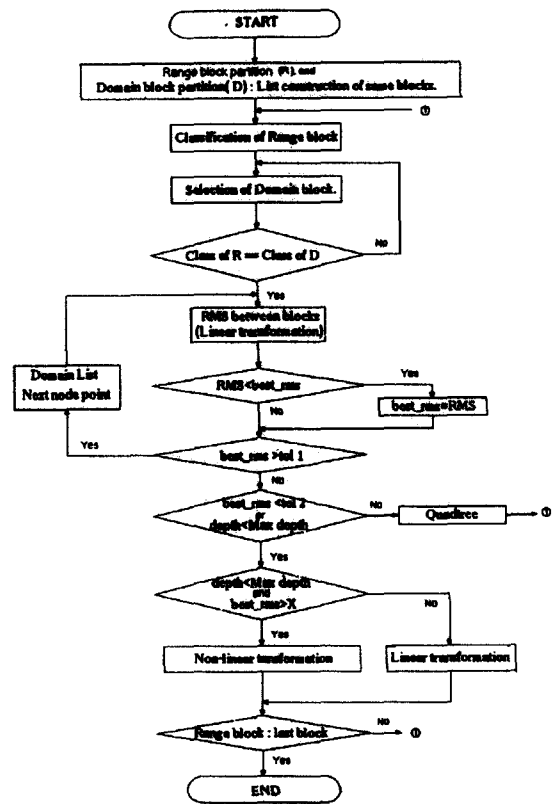
$$z' = a_3^{(k)}x^3 + a_2^{(k)}x^2 + a_1^{(k)}x + b_3^{(k)}y^3 + b_2^{(k)}y^2 + b_1^{(k)}y + c^{(k)}xy + s^{(k)}g(x, y) + o^{(k)} \quad (17)$$

여기서 x, y는 좌표항이며 g(x, y)는 (x, y)인 점에서의 화소의 밝기이다. 이러한 근사식을 이용하면 블록 화소값의 기하학적 분포형태의 변화에 의해 화소값의 오차를 줄일 수 있다. x, y에 관한 항은 각각 수직 및 수평 방향 계단 함수를 모델링하기 위해 사용되고 교차곱항 xy는 대각선 방향의 계단함수를 모델링하기 위해 사용된다. 본 논문에서는 허용오차를 만족하지 못하는 블록이 이미 에지 부분에 해당한다는 것이 판정되어 있으므로 식 (15)와 같은 교차항을 갖는 다항식을 블록에 적용시켰다. 식 (16), (17)은 매개 변수의 증가와 더불어 정보량도 증가하게 되므로 적용하지 않았다. (그림 1)의 BFT방식에 설명된 바와 같이 이러한 블록에 대해서는 회전변환을 사용하지 않고

Domain블록을 탐색하지 않으므로 부호화 시간의 손실은 거의 없다. 이상의 부호화 시간과 화질을 개선한 알고리즘의 흐름도는 (그림 2)와 같다.

4.4 프랙탈 계수의 양자화

부호화 과정에서 전달되는 매개 변수의 비트 할당 구조는 <표 1> <표 2>와 같다. 이 때 가변 블록 할당시 Domain x, y좌표항의 비트는 Domain pool을 구성하는 방법에 따라 달라지고 알고리즘 실행시에 결정된다. 비선형 근사화로 계수를 결정할 때는 한 개의 Domain블록이 4개의 Range 블록으로 분할되므로 블록당 할당되는 비트 수에 4를 곱한다. 이때 Scale 계수의 비트는 Domain블록에만 할당하면 된다.



(그림 2) 제안된 방법의 흐름도 (Fig. 2) Flow chart of the proposed method.

〈표 1〉 선형 근사식 계수항의 비트 할당

〈Table 1〉 Bit allocation of linear approximation.

	Pat. cont.	lumin	domain	x-coef.	domain	y-coeff.	flip	Total bits
Flat region	1	7	Max 12	Max 12				8 + X(Variable)
Edge region	1	5	7	Max 12	Max 12		3	16 + X(Variable)

〈표 2〉 비선형 근사식 계수항의 비트 할당

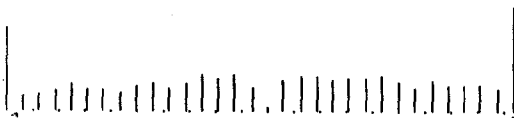
〈Table 2〉 Bit allocation of non-linear approximation.

	contrast	x	y	xy	z	Total bits
Edge Region	5	6	6	6	7	5 + 4 × (25) = 105

본 논문에서는 다음 식을 만족하는 양자화기를 통해 양자화하였다.

$$r_j \int_{d_{j+1}}^{d_j} p(x)dx = \int_{d_{j+1}}^{d_j} xp(x)dx$$

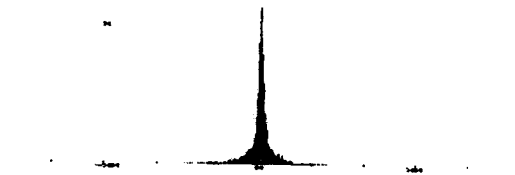
여기서  $p(x)$ 는 프랙탈 계수의 확률 밀도 함수이다. 선형 근사화나 비선형 양자화에서 Scaling 계수  $s$ 는  $[-1, 1]$ 사이의 값을 가지고 있으므로 거칠게 양자화하여도 화질에 큰 영향을 미치지 않는다. 본 논문에서는 양쪽 모두 5bit로 하였고, 좌표항은 6bit로 양자화하였다. 이 때 좌표항의 분포도가 그림과 같이 나타나므로 5bit로 양자화하여도 화질의 손실은 거의 없이 압축율을 높일 수 있었다. (그림 3)은 화소의 밝기를 변환하는 Scaling 계수에 관한 분포도이고 (그림 4)는 Offset에 대한 분포도, (그림 5)(그림 6), (그림 7), (그림 8)은 식 (14)와 같은 다항식에서의 각 계수에 대한 분포도이다.



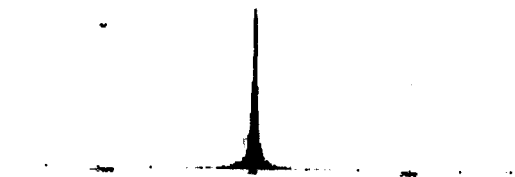
(그림 3) 스케일 계수의 분포도  
(Fig. 3) Distribution chart of the scaling coefficient.



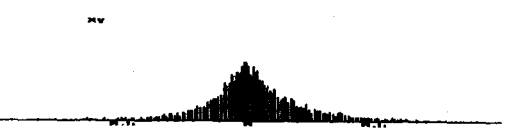
(그림 4) 오프셋 계수의 분포도  
(Fig. 4) Distribution chart of the offset coefficient.



(그림 5) 비선형 근사식의 a1 계수 분포도  
(Fig. 5) Distribution chart of coefficient a1 in the nonlinear



(그림 6) 비선형 근사식의 b1 계수 분포도  
(Fig. 6) Distribution chart of coefficient b1 in the nonlinear



(그림 7) 비선형 근사식의 c1 계수 분포도  
(Fig. 7) Distribution chart of coefficient c1 in the nonlinear.



(그림 8) 비선형 근사식의 g 계수 분포도  
(Fig. 8) Distribution chart of coefficient g in the nonlinear



〈표 3〉은 식 (9)인 경우, 〈표 4〉는 식 (15)인 경우의 512×512 Lena 영상에 대한 각 프랙탈 계수의 특성을 나타낸다.

〈표 3〉 선형 근사식 계수의 특성  
 〈Table 3〉 Coefficient characteristics of the linear.

	scale	offset
Max, Min	-1, 1	0, 255

〈표 4〉 비선형 근사식 계수의 특성  
 〈Table 4〉 Coefficient characteristics of the nonlinear.

	x	y	xy	z
Max, Min	-20, 20	-20, 20	-0.7, 0.7	0, 320

### 5. 실험 결과 및 검토

#### 5.1 1차 허용 오차 임계치에 의한 부호화 시간

가변 크기 블록 분할법에 의한 실험 영상은 256 Graylevel의 512×512크기의 Lena 영상이며 실험 환경은 DEC ALPHASTATION 200 Workstation이다. 부호화할 Range블록은 32×32, 16×16, 8×8로 Quadtree분할하는 것으로 한다. 부호화에 앞서 모든 Domain블록을 화소의 밝기값에 따라 3 Class, 분산값에 따라 24 Class로 분류하고 블록 크기별로 동일한 Class를 가지는 Domain블록들을 선형 리스트로 구성하여 Domain pool을 만든다. Range블록과 가장 닮은 Domain블록을 List에서 탐색할 때 1차 허용 오차 임계치를 두어 List의 탐색 중에 RMS값이 1차 임계치 이하가 되면 List 탐색을 중단하고 그 때의 Domain 위치와 Affine 변환값을 한 개의 변환  $w_i$ 의 계수로 결정한다. 1차 허용 오차 임계치를 만족하는 Domain블록이 선형 리스트 상에 존재하지 않으면 2차 허용 오차 임계치와 Tree의 깊이를 판단하여 Quadtree분할 여부를 결정한 후 같은 과정을 하위 블록에서 반복한다. Quadtree된 모든 Range블록의 계수가 결정되면, 즉 모든 변환의 집합  $W = \cup w_i$ 이 결정되면 부호화는 완료된다. 복원한 영상의 성능 비교를 위한 PSNR은 다음과 같이 정의된다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[ \frac{255^2}{\frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^N \sum_{y=0}^N (f(x, y) - g(x, y))^2} \right]$$

여기서  $f(x, y)$ 는 원영상이며  $g(x, y)$ 는 복호화한 영상을 말한다. 영상은  $N \times N$ 의 크기이고 최대 밝기값은 255이다.

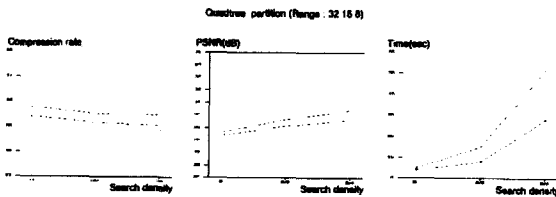
부호화 성능 비교 기준으로는 RMS값의 허용 오차, Domain의 이동량의 변화, Scale과 화소 밝기값의 비트 할당 방법, Domain pool의 선택 방법이 있다. 〈표 5〉는 1, 2차 허용 오차 임계치를 8로 결정하여 Domain pool의 선형 리스트를 제어하여 부호화할 경우와 1차 임계치의 제어 없이 2차 임계치만 8로 하여 부호화했을 때의 부호화 시간, 압축율, PSNR값 및 bpp(bit per pixel)값을 비교한 결과이다. 이때 1차 허용 오차 임계치  $\leq$  2차 허용 오차 임계치의 관계에서만 부호화 시간 개선의 의미가 있으며 위의 조건을 만족하는 1차 허용 오차 임계치값의 대소에 따라 부호화 시간을 제어할 수 있다. 탐색밀도가 D/2라는 것은 64×64 크기의 Domain블록은 64/2=32 화소만큼 겹침이 있게 이동하면서 Range블록과 비교되며, 32×32 크기의 Domain블록은 32/2=16화소, 16×16 블록은 16/2=8화소로 겹침이 있게 비교된다는 것을 의미한다. 부호화 시간의 단위는 초이다. (그림 9)는 Domain pool의 밀도 변화에 따라 허용 오차를 변경시켰을 때의 결과이다.

〈표 5〉 512×512 Lena 영상의 부호화/복호화 결과  
 〈Table 5〉 Result of enc./dec.of Lena 512×512 image.

		전역 탐색			제안된 탐색 방법		
		R: 32 16 8 D: 64 32 16			R: 32 16 8. D: 64 32 16		
E	탐색밀도	D	D/2	D/4	D	D/2	D/4
	n	압축율	35.4	35.1	35.06	35.79	35.51
c	bpp	0.225	0.227	0.228	0.223	0.225	0.225
	시간	5	15	52	4	8	28
Dec	PSNR	28.65	29.68	30.42	28.39	29.15	29.63

블록을 탐색할 때 2차 허용 오차 임계치를 넘지 않는 한도 내에서 1차 허용 오차 임계치를 정하고 Domain pool의 탐색중 1차 임계치를 만족하면 리스트의

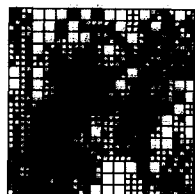
Node point가 NULL이 될 때까지 탐색하지 않고 변환 계수값을 결정하였다. 그 결과 화질은 선형 리스트를 전역 탐색했을 때와 거의 같이 유지하면서 부호화 시간을 단축시킬 수 있었고 평탄 영역의 증가에 의해 Quadtree분할을 억제함으로써 약간의 압축 효과도 얻을 수 있었다. Domain의 블록 이동량 변화에 따른 PSNR값은 <표 5> 범위의외에 각Domain블록의 이동량을 1로 하여 전역 탐색을 하면 화질은 어느 정도 개선되나 화질의 개선 효과에 비해 부호화 시간은 비능률적으로 늘어나게 된다. (그림 10)은 원영상을 나타내고 (그림 11)은 Quadtree 분할된 영역을 나타내며 (그림 12)는 복원된 영상이다.



(그림 9) 도메인풀 크기에 따른 결과  
(Fig. 9) Result by Domain pool sizes.



(그림 10) 512X512 원영상  
(Fig. 10) 512X512 Original



(그림 11) 쿼드트리 분할  
(Fig. 11) Quadtree Original image partition



(그림 12) 복원된 영상  
(Fig. 12) The decoded image

이상과 같은 방법으로 부호화를 했을 때 부호화 시간은 향상은 시킬 수 있었다. 그러나 Quadtree분할을 3단계로 제한하여 부호화 하면 압축율의 효율은 높아 지지만 복잡한 에지 영역은 선형 변환으로 좋은 근사를 얻을 수 없었다. 이 부분을 개선하기 위하여 다음과 같은 과정을 거쳐 화질을 개선하였다.

5.2 블록근사 변환식의 적응적 선택에 의한 화질 개선

유사성이 높은 Domain블록과 Range블록은 선형 변환을 사용하여 계수를 결정하고 최소 트리 분할 이후에도 2차 허용 오차 임계치를 만족하지 못하는 블록이 있을 경우 그 블록에 한해서 비선형 변환에 의해 계수를 구한다. (그림 13)은 선형 변환으로 부호화를 했을 때 시각적으로 거칠게 보이는 부분을 찾은 것이다. 압축율에 미치는 영향을 고려하여 Quadtree 분할을 3단으로 하였기 때문에 이러한 블록들은 Range블록과 가장 유사한 Domain블록을 찾을 때 계산된 RMS값이 주어진 2차 허용오차 임계치를 만족 못했음에도 불구하고 더 이상 분할되지 못하고 현재까지 계산된 RMS치 중에서 최소인 값으로 프랙탈 계수를 결정한다. 이러한 블록을 에러 블록이라 하면, 에러 블록에 대해서만 식 (15)의 비선형 근사식을 이용하여 부호화하고 새로운 프랙탈 계수를 구한다. 이 때 에러 블록을 판단하는 기준으로 에러 블록 판정 허용 오차 임계치를 두고 선형 근사화로 계산된 최종 블록간의 RMS값이 그 임계치 이상이 되면 그 블록에 한해서 비선형 근사식을 적용하여 부호화하였다. 에러 블록 판정 허용 오차 임계치의 기준은 영상의 종류에 따라 다를 수 있으므로 부호화할 대상에 따라 화질이 중요한 경우 임계 기준치를 낮게 하여 부호화하고 압축율에 중점을 두고 부호화할 때는 임계 기준치를 높여 부호화하면 된다. 결정된 에러 블록들은 전체 변환 시스템인 BFT방법으로 부호화하므로 부호화 시간의 손실은 거의 없다.

이러한 기법은 유사성이 뛰어난 평탄 영역이나 중간 평탄 영역은 간단한 선형 변환으로 계수를 결정하고 뒀음 관계가 떨어지는 에지 영역은 비선형 변환을 적용하여 블록의 근사를 하므로 본 논문의 알고리즘은 블록의 특성에 따라 근사식을 적응적으로 선택하여 프랙탈 계수를 결정하는 방법이라 할 수 있다.

<표 6>은 에러 판정 허용 오차 임계치를 2차 허용

〈표 6〉 근사화식의 적응적 선택에 의한 결과  
 〈Table 6〉 Result by adaptive selection of approximate

		Fisher 방법			제안된 방법		
		R: 32 16 8 D: 64 32 16			R: 32 16 8 D: 64 32 16		
Enc	탐색밀도	D	D/2	D/4	D	D/2	D/4
	압축율	35.4	35.1	35.06	18.73	20.73	23.09
	bpp	0.225	0.227	0.228	0.43	0.39	0.35
	Time	5	15	52	5	10	30
Dec	PSNR	28.65	29.68	30.42	31.60	31.65	31.63

오차 임계치와 같이 8로 정하고 3단 분할 후 결정된 블록간의 RMS값이 8이상 이 되는 블록을 에러 블록으로 하여 그러한 블록에만 비선형 변환식을 적용한 결과이다. 에러 판정 허용 오차 임계치를 8로 하여 부호화했을 때 화질은 1.03 dB에서 3.00 dB 정도까지 향상시킬 수 있었다. 부호화 시간은 비선형 변환때 탐색과정을 거치지 않으므로 앞에서 논한 정도의 개선이 있었다. 그러나 비선형 변환식을 사용할 경우는 선형 변환식을 적용할 때 처럼 하나의 Range블록에 Domain블록이 한 개만 대응되는 것이 아니라 Parent블록인 Domain영역을 4개의 Tile블록으로 분할한 후 각 Tile블록을 Range블록으로 하여 매개 변수를 결정하므로 발생한 에러 블록의 수만큼 〈표 6〉에 나타난 바와 같이 정보량이 증가되어 압축율은 떨어진다. 이러한 정보량의 증가를 최소화 하기 위하여 에러 블록



〈그림 13〉 2차 허용오차 이상의 오차블록 선택  
 (Fig. 13) Selection of error block above 2<sup>th</sup> tolerance.

의 판정 기준을 완화하였다. 즉 에러 블록 판정 기준 임계값을 2차 허용오차값과 동일하게 하는 것이 아니라 인간의 주관적인 시각 판단에 의해 허용되는 만큼의 값으로 변경하면 에러 블록의 개수가 감소되므로 압축효율을 높일 수 있다. 에러 블록 판정 허용 오차값을 20으로 임의 결정된 실험 결과는 〈표 7〉과 같다.

〈표 7〉에서 에러 판정 허용 오차 임계치를 크게 하면 압축율은 더 높일 수 있으나 화질에 영향을 준다. 즉 화질보다 압축율에 비중이 큰 영상은 에러 판정 허용 오차 임계치를 크게 하여 에러 블록을 줄여 부호화하면 된다.

제안된 부호화 방법은 에러 블록에 한해서 BFT방법을 적용시키기 위해 8×8의 Range블록을 Domain영역으로 변경시키고 그 블록을 4×4 크기의 분할한 다음 각 블록을 Range블록으로 하여 상위 8×8 블록과 부호화하며 이 때 적용되는 근사화식은 식 (15)를 적용하였다.

〈표 7〉 에러블록 허용 오차 20일 때의 성능 비교  
 〈Table 7〉 Performance comparison with error block decision tolerance 20.

		Fisher (3 level)			제안된 방법		
		R: 32 16 8 D: 64 32 16			R: 32 16 8 D: 64 32 16		
Enc	탐색밀도	D	D/2	D/4	D	D/2	D/4
	압축율	35.4	35.10	35.06	32.75	35.02	36.84
	bpp	0.225	0.227	0.228	0.24	0.22	0.21
	시간	5	15	52	4	9	27
Dec	PSNR	28.65	29.68	30.42	30.12	30.50	30.72

기존의 Fisher의 방법으로 에러 블록이 발생했을 경우 Quadtree분할을 〈표 8〉과 같이 4단까지 확장하여 Range의 최소 블록이 4×4되게 하여 부호화한 결과는 〈표 8〉과 같다.

3단 분할후 유사성이 높은 블록은 식(8)과 같은 선형 변환식으로 계수를 결정하고 유사성이 낮은 블록은 비선형 변환식으로 계수를 결정하는 제안된 부호화 방법과 비교하여 기존의 Fisher방법으로 Quadtree분할을 4단으로 하여 부호화하면 PSNR값은 거의 유사하게 되나 Domain의 이동량을 조밀하게 하면 부호화 시간이 많아지고 Range블록의 증가로 인해 압축

〈표 8〉 4레벨 쿼드트리 분할과 제안된 방법의 성능비교  
 〈Table 8〉 Performance comparison of 4 level quadtree and the proposed methods.

		Fisher 방법 (4 level 분할)			제안된 방법 (3 level 분할)		
		D	D/2	D/4	D	D/2	D/4
		R: 32 16 8 4 D: 64 32 16 8			R: 32 16 8 D: 64 32 16		
Enc	탐색밀도						
	압축율	17.51	17.99	17.78	18.73	20.73	23.09
	bpp	0.45	0.44	0.44	0.43	0.39	0.35
	시간	48	181	667	5	10	30
Dec	PSNR	30.05	30.90	31.42	31.60	31.65	31.63

울에서 제안한 방법보다 매우 불리하다는 것을 알 수 있다. 〈표 9〉는 Monro의 방법으로 부호화한 결과를 나타낸다.

Monro는 하나의 Domain블록을 4개의 Range블록으로 나누어 상위 Domain블록으로 Range을 근사시키는 변환을 사용하였기 때문에 탐색 과정은 다른 방법에 비해 매우 빠르다. 그러나 한정된 영역에서만 변환이 이루어지기 때문에 〈표 9〉에 나타난 바와 같이 블록의 크기를 크게 했을 경우 화질의 급격한 열화가 발생한다. 또한 블록 단위로 부호화하므로 블록 간의 불연속성이나 경계에서 뭉개짐(Blurring)현상이 발생한다. 이러한 현상을 (그림 14)에 나타내었다. 〈표 10〉은 일정 범위의 압축율에 대한 PSNR을 제안한 방법과 기존의 방법과 비교한 것이다. 이 때 압축율에 대한 PSNR값은 압축율 범위내의 최대 범위를 나타낸다. 결과를 보면 제안한 방법이 기존의 부호화 방법보다 일정 압축율 범위에서 화질이 우수하다는 것을 알 수 있다.

〈표 9〉 Monro방법에 의한 부호화 성능

〈Table 9〉 Performance of encoder using Monro's method.

Parent Size	압축율	bpp	PSNR
8 × 8	5.12	1.56	32.1608
16 × 16	20.47	0.39	27.9725
32 × 32	81.79	0.10	24.3863

〈표 10〉 압축비에 대한 PSNR의 비교

〈Table 10〉 Comparison of PSNR by compressionrate.

압축율	PSNR		
	Fisher 방법	Monro 방법	제안된 방법
20-25	29.17-30.65	27.54	30.38-31.23
25-35	28.90-30.42		30.12-30.72
35-50	26.01-28.91	24.14	28.78-29.23



(a) Parent Cell  
16 × 16.



(b) Parent Cell  
32 × 32.

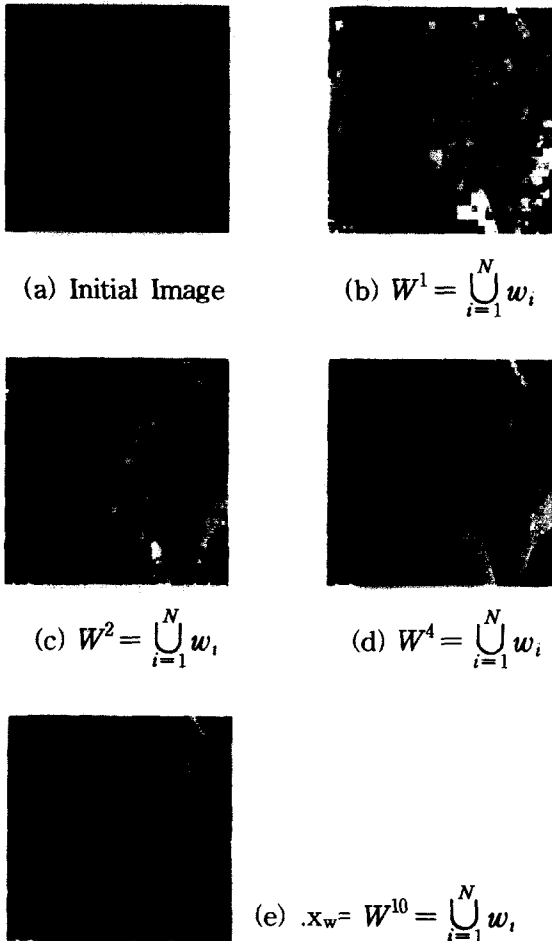


(c) Parent Cell 64 × 64.

(그림 14) Monro방법에 의해 복원된 영상  
 (Fig. 14) Decoded image using the Monro method.

(그림 15)는 제안된 방법으로 결정된 프랙탈 계수를 반복 적용하여 영상을 복원하는 과정을 나타낸다. 영상을 Decoding한다는 것은 임의의 영상에 축소 변환의 집합 W를 반복해서 적용시킨다는 것을 의미한다. Range와 정합하는 Domain은 각 Range에 대해서 겹치지 않는 2 × 2 화소 블록을 평균하여 1/2로 축소되어 있다. 선형 변환으로 부호화한 경우는 축소된 Domain 화소값에 s<sub>i</sub>를 곱하고 a<sub>i</sub>를 더한 다음 방향 정보에 의해 결정된 값을 Range영역에 채우고, 비선형 변환으로 부호화한 경우는 x, y, xy좌표항으로 화소의 밝기값을 결정하여 Range영역을 채우게 되면 Decoding이 한번 반복되었다고 한다. 이 때 Decoding

시 선형 변환과 비선형 변환식의 선택은 부호화시 결정된다. 본 논문에서는 압축율의 손실을 막기 위해서 Scale계수를 양자화하기 위해 사용한 6Bit 중 0에서 30까지만 사용하고 Scale 양자화 계수가 31인 경우는 비선형 근사식을 사용한 것으로 하였다. 이러한 Decoding 과정은 고정점에 접근할 때까지 반복된다. 즉 반복을 해도 영상이 변하지 않거나 변화가 임의의 작은 임계값 이하가 될 때까지 반복된다. 그림에서  $W^n$ 은 변환의 반복 횟수를 말한다. (그림 15)(b)는 에러 블록들이 비선형 변환식에 의해 복원되는 과정의 일부를 나타낸다. 변환을 8번 정도 반복하면 고정점에 도달하여 변환을 반복해도 영상은 변하지 않는다.



(그림 15) 제안된 방법에 의한 복원 과정  
(Fig. 15) Decoding process of the proposed method

### 6. 결 론

본 논문에서는 두 가지 관점에서 프랙탈 압축의 효율을 높이고자 하였다. 가변 블록 부호화 방법으로 부호화 시간 단축과 화질을 최상으로 유지하면서 압축율을 향상시키는 방법을 제시하였다. 블록 분할법은 Quadtree분할법으로 Range블록을 분할하고, Range블록이 Domain블록을 검색할 때, 같은 특성을 갖는 Domain블록만 선형 리스트에서 비교하도록 하였다. 또한 부호화 시간을 단축시키기 위해 1차 허용 오차 임계치를 두어, 선형 리스트에서 블록을 탐색할 때 리스트의 처음이나 중간에서 최적의 블록이 결정되면 탐색 작업을 중지할 수 있도록 하였다. 이 때 분할 트리 깊이 수준을 3단계로 하였을 경우 복잡한 블록을 형성하는 에지 영역인 경우 최대 깊이까지 트리로 분할한다 하더라도 최적의 Domain블록이 찾아 진다는 보장은 없다. 그 이유는 상위 블록과 하위 블록간의 유사성이 높으면, 밝기항의 선형 변환으로 좋은 근사를 구할 수 있지만 급격한 경계가 존재할 경우에는 좋은 근사를 얻을 수 없기 때문이다. 이러한 점을 보완하기 위해 화소의 밝기값이 비교적 완만하게 분포되어 있는, 즉 블록간의 유사성이 높은 부분은 선형 변환식을 적용하여 프랙탈 계수를 결정하고, 밝기의 분포가 복잡한 에지 영역과 같이 최소 트리 분할 이후에도 허용 오차 임계치를 만족하지 못하는 블록은 밝기 분포를 변화시켜 블록 근사를 할 수 있는 비선형 변환으로 프랙탈 계수를 결정하도록 하여 화질을 높였다. 변환식을 선택하는 기준으로 에러 블록 판정 허용 오차 임계치를 두고 선형 변환으로 계산된 최종 블록간의 RMS값이 그 임계치 이상이 되는 에러 블록에 대해서만 비선형 변환식을 적용하여 부호화하였다. 결정된 에러 블록들은 전체 변환 시스템인 BFT방법으로 부호화하므로 부호화 시간의 손실은 거의 없다. 이 때, 에러 블록을 블록 단위로 부호화를 행하여도 이미 선형 근사화에 의해 블록의 특성이 정해져 있는 것을 다시 비선형 근사하므로 블록화 현상은 생기지 않는다. 또한 Domain pool의 구성 방법에 따라 압축율에 중점을 두거나, 화질에 중점을 두고 부호화를 할 수 있도록 하였다. 즉 블록의 크기에 따라 이동량을 조정하므로써 압축율과 화질을 제어할 수 있도록 하였다. 제안한 방법으로 실험한 결과 기

존의 부호화 방식과 동일한 압축율에서 부호화 시간은 2배 이상 향상되었고, PSNR은 1-2dB 정도가 향상되었다.

**참 고 문 헌**

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

[2] S. Lepsy, G. E. ien, and A. Ramstad. "Attracts image compression with a fast non-iterative decoding algorithm." in Proc. Intn'l. Conf. Acoust. Speech Signal Processing '93, Vol. 5, pp. 337-340, Minneapolis, MN, Apr. 1993.

[3] M. barnsley. "Fractal Everywhere." San Diego: Academic Press. 1988.

[4] A. E. Jacquin. "A Fractal Theory of Iterated Markov Operators with Application to Digital Image Coding." PhD thesis, Georgia Institute of Technology, August, 1989.

[5] A. 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.

[6] D. M. Monro and F. Dudbridge. "Fractal approximation of image block" in Proc. ICASSP, pp. 485-488, 1992.

[7] D. M. Monro, F. Dudbridge, and A. Wilson. "Deterministic rendering of self-affine fractal." IEEE Colloquium on Fractal Techniques in Image Processing, 1990, IEEE Diget No, 1990/171.

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

[9] Y. Fisher, E. W. Jacobs, and R. D. Boss. "Fractal Image Compression Using Iterated Transforms." Technical Report, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA92152-5000.

[10] E. W. Jacobs, R. D. Boss, and Y. Fisher.

"Fractal-Based Image Compression II." NOSC TR-1362, Naval Ocean System Center, San Diego, CA., June, 1990.

[11] Y. Fisher, E. W. Jacobs, and R. D. Boss. "Iterated Transform Image Compression." NOSC TR-1408, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA, April, 1991.

[12]. Yuval Fisher. "Fractal Image Compression." SIGGRAPH '92 course notes.

[13] 박철우, 정동용, 김태형, 김두영. "가변 블록을 이용한 향상된 프랙탈 영상 부호화." 대한전자공학회 학술 발표 대회 논문집, 제 5권, 제 1호, pp. 105-108, 1996.

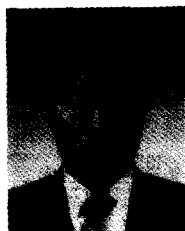
[14] 박철우, 정동용, 김두영. "선형 변환과 비선형 변환의 결합에 의한 개선된 프랙탈 영상 압축." 한국통신학회 추계 합동 학술 논문 발표회 논문집, 제 5권, 제 2호, pp. 145-150, 1996.



**박 용 기**

1983년 동아대학교 전자공학과 (학사)  
 1987년 동아대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1994년 동아대학교 전자공학과 (박사과정수료)  
 1992년~현재 양산전문대학 컴퓨터응용과 조교수

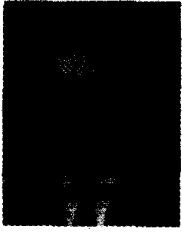
관심분야: 영상처리, 멀티미디어



**박 철 우**

1982년 동아대학교 전자공학과 (학사)  
 1986년 동아대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1996년 동아대학교 전자공학과 (공학박사)  
 1989년~현재 동부산전문대학 전자계산과 부교수

관심분야: 영상처리, 인공지능



김 두 영

- 1972년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1975년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
- 1983년 경북대학교 대학원 전자공학과 박사 수료
- 1977년 3월~현재 동아대학교 전자공학과 교수

관심분야: 디지털신호처리, 영상처리 및 컴퓨터비전