

## 고속 프랙탈 영상 복호화를 위한 개선한 초기 영상 추정법

정태일 · 강경원 · 문광석\*

부경대학교 대학원 · 부경대학교\*

(1996년 12월 20일 접수)

### Improved Initial Image Estimation Method for a Fast Fractal Image Decoding

Tae - Il Jeong · Kyung - Won Kang · Kwang - Seok Moon\*

Graduate School, Pukyong National University, \*Pukyong National University

(Received December 20, 1996)

#### Abstract

In this paper, we propose the improved initial image estimation method for a fast fractal image decoding. When the correlation between a domain and a range is given as the linear equation, the value of initial image estimation using the conventional method is the intersection between its linear equation and  $y=x$ . If the gradient of linear equation is large, that the difference of the value between each adjacent pixels is large, the conventional method has disadvantage which has the impossibility of exact estimation. The method of the proposed initial image estimation performs well by two steps. The first step can improve the disadvantage of the conventional method. The second step upgrades the range value which was found previous step by referring information of its domain. Though the computational complexity for the initial image estimation increases slightly, the total computational complexity decreases by 30% than that of the conventional method because of diminishing in the number of iterations.

#### 1. 서 론

디지털 영상 데이터를 전송하거나 저장하기 위해서는 전송채널의 대역폭이 커야 되며, 큰 용량의 메모리가 필요하다. 따라서, 영상 데이터를 저장하거나 전송하기 위해서는 압축이 필수적이다.<sup>1)</sup> 이러한 압축기법의 표준화는 정지영상을 위한 JPEG(joint photograph experts group)<sup>2)</sup>과 동영상을 위한 MPEG-1(moving picture experts group), MPEG-2까지 제정되어 있다. 비디오 전화, 영상 회의 시스템 등과 같은 64kbps 이하 급의 초저속 전송분야에서 MPEG-1과 MPEG-2 기법으로

고압축을 했을 경우, 블러화 현상과 모스키토 현상이 심하게 나타나 영상 품질이 떨어지므로 새로운 고압축 기법이 요구된다. 따라서, MPEG-4에서는 초저속 전송을 위한 고압축 기법의 표준화 작업이 1998년 국제 표준안 제정을 목표로 현재 활발히 추진되고 있다. Barnsley<sup>3,4)</sup>는 자기유사성(self similarity)에 기인하는 간단한 규칙에 의하여 복잡한 프랙탈 구조를 생성하여 영상 데이터를 반복 축소변환만으로 표현함으로서 정보량을 줄이는 방법을 처음으로 제시하였다. 이를 이용하면 높은 압축률뿐만 아니라, 무한의 해상도를 가지는 영상을 표현 할 수 있다. 그러나 임의의 영상에 대한 반

복축소변환을 찾는 일은 직관적으로 수행되었다. 이런 반복축소변환을 찾는 문제를 처음으로 해결한 사람이 Jacquin이다. Jacquin<sup>5)</sup>은 블럭별로 축소변환을 찾는 자동화된 알고리듬인 PIFS (partitioned iterative function system)를 제시하였다. 그러나 전체 영역을 검색하여야 하므로 부호화 시간이 오래 걸리고, 복호화시 반복적용이 필요하다는 것이 단점이다. Monro와 Dudbridge<sup>6)</sup>은 고차 다항식을 이용하여 제한된 정의역블럭에서 탐색이 이루어 질 수 있도록 하였으므로, 영상내의 전체 블럭에 대하여 정의역블럭을 탐색하는 Jacquin의 방법보다 탐색시간이 훨씬 빠르다. 그러나 실제 영상에서 치역블럭에 대한 최적의 정의역블럭을 선택할 수 없기 때문에 화질은 떨어진다. 위에서 언급한 알고리듬들은 부호화기 부분의 성능개선에만 주력하였을 뿐 복호화의 성능개선에 관한 연구는 활발히 수행되지 않았다. 그러나 화상 전화 서비스, 화상 회의, HDTV, VOD 등의 멀티미디어 시스템과 CD-ROM과 같은 저장시스템, 동영상 압축등에 대한 프래탈 영상 압축 기법의 적용할 경우 보다 빠른 복호화가 필요하다.

Fien<sup>7)</sup>과 Lepsky<sup>8)</sup>는 내적공간접근방법을 이용한 반복적용이 필요없는 복호화 알고리듬을 제안하였다. 복호화시 반복적용이 필요없으므로 복호화 시간은 크게 단축된다는 장점은 있으나, 치역블럭의 크기가  $8 \times 8$  이하로 제한되므로 효율적으로 부호화하지 못한다.

문 등<sup>9)</sup>은 초기영상추정 방법을 도입하여 복호화 속도를 개선하였다. 임의의 초기영상을 설정한 후 축소변환을 반복적용할 경우 이론적으로는 큰 문제를 야기시키지 않고, 복원 속도에 향상을 가져온다. 따라서 고정점에 가까운 영상을 초기영상으로 설정할 수 있다면 수렴 속도를 증가시킬 수 있을 것이다. 그러나 영상의 변화가 큰 블럭들에 대해서는 추정값이 부정확하거나, 추정값을 구할 수가 없어 일정한 값으로 대치하였기 때문에 PSNR이 낮아지는 단점이 있다.

본 논문에서는 보다 빠른 영상의 복호화를 위해 복원 영상에 적합한 새로운 초기영상추정법을 제안한다. 제안한 방법은 새로운 초기영상추정법에 의해 향상된 초기영상추정이 가능하므로, 복호화

시 반복변환 횟수를 감소시켜 고속 복호화를 가능하게 한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 축소변환(**contractive transformation**)

어떤 집합  $S$ 에 각 원소들간의 거리를 정의하는 거리 함수(metric)가 존재할 때, 그 집합을 측도 공간(metric space)이라 한다. 이 때 자기 공간에서 자기 공간으로의 변환  $W$ 가 있어서  $S$ 에 포함된 임의의 두 원소에 대하여 변환을 하면 변환된 두 원소간의 거리가 원래 원소 사이의 거리에 비해 줄어드는 성질을 가지면 이러한 변환  $W$ 를 수축 변환이라 하며 식(1)과 같다.

$$\forall x, y \in S$$

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

$$d : \text{측도}(metric), s : \text{변환의축소비} \quad (1)$$

이와 같은 축소성을 만족하는 변환  $w$ 의 모음을  $W$ 라고 하면, 전체 변환  $W$ 도 축소변환이 되며, 고정점 정리에 따라 식(2)와 같이 유일한 고정점  $|W|$ 에 수렴하는 성질을 갖는다.<sup>10,11)</sup>

$$W(|W|) = |W| \quad (2)$$

이러한 변환들로 이루어지는 계를 반복축소변환 시스템이라 한다.

### 2.2 아핀 변환

자기 자신의 공간으로 사상(mapping)되는 변환에는 여러 가지가 있으나, 영상 압축 시스템에서는 식(3)과 같은 아핀 변환  $w$ 를 사용한다.

$$w \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} \quad (3)$$

아핀 변환은  $2 \times 2$  행렬로 변환되는 수식을 이용하여 선형 확대·축소, 형태 변환(deformation)과  $2 \times 1$ 의 벡터로 선형 이동 등을 구현할 수 있는 변환 방법이다. 압축하고자 하는 대상은 2차원 영상이므로, 2차원 영상의 계조도를 고려한 3차원 아핀 변환은 식(4)와 같다.

$$w \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & 0 \\ c & d & 0 \\ 0 & 0 & s \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

여기서  $x, y$ 는 좌표이며,  $z$ 는 점  $(x, y)$ 에서 계조도를 나타낸다.  $a, b, c, d$ 는 적절한 축소 사상,  $e, f$ 는 정의역블럭의 번지를 나타내고,  $s$ 와  $o$ 는 각각 계조도 조정 인자와 밝기 조정 인자를 위한 상수 값이다.  $s$ 는 축소 조건을 만족시키기 위해 1보다 작아야 한다.

### 2.3 반복 변환 시스템

자기 공간으로 대응되는 수축 변환들로 이루어진 집합을 축소변환변환 시스템이라 하며 식 (5)와 같이 표현된다.

$$W(S) = w_1(S) \cup w_2(S) \cup \dots \cup w_n(S) \quad (5)$$

축소변환변환 시스템을 이루는 각각의 변환  $w_i$ 들이 수축 변환인 경우, 변환  $W$ 를 반복 적용하면 고정점으로 수렴하게 된다. 일반적으로 주어진 반복축소변환 시스템에 대해서 항상 하나의 고정점 만이 존재하며 영상에 있어서 이러한 고정점을 끌개(attractor)라 한다.<sup>10)</sup>

### 2.4 역변환 문제와 콜라지 이론

프랙탈 영상 부호화 작업은 부호화 하고자 하는 영상을 고정점으로 하고 축소성을 갖는 변환  $W$ 를 찾아내는 작업이다. 변환  $W$ 의 고정점을  $|W|$ 라고 하고 축소비를  $s$ 라 할 때,  $W$ 는 임의의  $f \in S$ 에 대하여 식 (6)을 만족한다.

$$d(|W|, f) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(f), f) \quad (6)$$

이 식은 주어진 영상  $f$ 와 그 자신의 변환  $W(f)$ 와의 차이가 작으면 작을 수록 변환의 고정점  $|W|$ 는 원영상  $f$ 에 근접함을 뜻한다. 임의의 초기영상에 대해 축소변환  $W$ 를 반복적으로 적용해 가면 고정점 정리에 의하여 부호화된 영상을 복원할 수 있다. 이와 같이 부호화하는 영상을 고정점으로 갖는 축소변환을 찾아내는 과정을 역변환 문제라고 한다. 역변환 문제를 일반적으로 해결할 수 있는 방

법은 알려져 있지 않으나, 식(6)과 같이 콜라지 이론에 의해서 수치적인 해를 구할 수 있다.<sup>10)</sup>

### 2.5 일반적인 프랙탈 부호화 및 복호화

부호화 하고자 하는 영상은 256단계의 계조도를 갖는 임의의 크기의 영상으로 가정한다. 영상을 부호화 하는 단계는 다음과 같다.

#### 1) 치역블럭(Range Block)의 구성

영상을 Fig. 1에서와 같이  $B \times B$ 의 블럭으로 서로 중첩되지 않게 분할하고, 이를  $R_i$ 로 나타낸다.

#### 2) 정의역블럭(Domain Block)의 구성

영상을 Fig. 1에서와 같이 치역블럭의 2배 크기인  $2B \times 2B$ 의 블럭으로 중첩이 가능하게 분할하고, 이를  $D_i$ 라 한다. 이 때 정의역블럭의 크기가 치역블럭의 2배이므로 공간 영역에서의 축소율은 1/2로 결정된다.

#### 3) 변환의 구성

하나의 치역블럭에 대한 변환파라미터를 구하는 과정은 먼저 임의의 정의역블럭에 대해서 식(7)과 식(8)에 의해  $s$ 와  $o$ 를 구한 후 식(8)에 의해서 각각의 화소들의 오차( $E$ )가 가장 작은 정의역블럭을 찾아 정의역에 대한 인덱스와 그때의  $s$ 와  $o$ 값을 구하는 과정이다.<sup>10)</sup> 여기서  $r_i$ 와  $d_i$ 는 치역블럭과 정의역 블럭내의 화소들이며,  $n$ 는 블럭내의 화소들의 총수이다.

$$s = \left[ n \sum_{i=1}^n d_i r_i - \sum_{i=1}^n d_i \sum_{i=1}^n r_i \right] / \left[ \sum_{i=1}^n d_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n d_i \right)^2 \right] \quad (7)$$

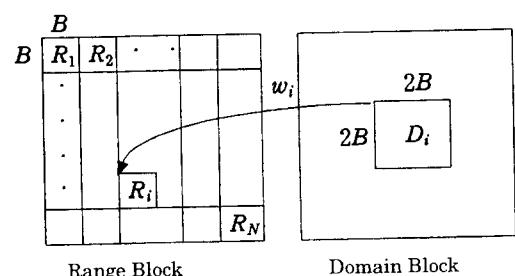


Fig. 1. Partitioning as domain and range blocks

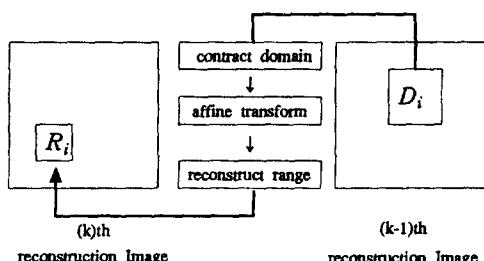


Fig. 2. Conventional fractal decoding method.

$$o = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n r_i - s \sum_{i=1}^n d_i \right] \quad (8)$$

$$E = \sum_{i=1}^n (s \cdot d_i + o - r_i)^2 \quad (9)$$

위의 과정을 매 치역블럭마다 모든 정의역블럭에 대해 수행한 다음 가장 오차가 작은 정의역블럭에 대한 인덱스와 그 때의 변환 변수들을 구함으로써 부호화가 이루어진다.

복호화 과정은 임의의 초기영상  $x_0$ 를 설정한 후 모든 치역블럭에 Fig. 2의 과정을 주어진 복원 횟수만큼 적용함으로써 복원 영상  $x_r$ 를 얻을 수 있다. 즉,  $i$ 번째 치역블럭을 복호화하는 과정은 대응되는 정의역블럭을 선택하여 공간 축소한 후 그 블럭에 대한 계조도 크기 변화량  $s$ 를 곱하고 밝기 조절량  $o$ 를 더하는 과정으로 수행한다. 이와 같은 과정을 모든 치역블럭에 대해 수행한 후 주어진 반복 횟수 만큼 반복하면 복원된 영상을 얻을 수 있다.

### 3. 제안한 초기영상추정법

일반적인 프랙탈 영상 복호화는 임의의 초기영상을 설정한 후 축소변환을 반복 적용하면 복원된 영상을 얻을 수 있다. 이것은 고정점 이론으로부터 보장된 수렴성에 의해서 이론적으로는 큰 문제를 야기시키지 않는다. 그러나 임의로 설정된 초기영상은 복원 속도에 많은 차이가 있다. 즉 초기영상이 고정점에 얼마나 가까운가에 따라서 복원에 필요한 반복 횟수는 달라진다. 따라서 고정점에 가까운 영상을 초기 영상으로 설정할 수 있다면 보다 빠른 영상의 복원이 가능하다. 기존의 초기영상추정은 치역블럭( $y$ )과 정의역블럭( $x$ )간의 대응점을 이 좁은 분포 내에 존재한다고 가정한 후 추정값을

일차 축소변환식인  $y=sx+o$ 와  $y=x$ 의 교점으로 결정하였다.<sup>9)</sup> 그러나, 밝기 변화가 비슷한 블럭들에 대해서는 추정이 가능하나, 밝기 변화가 심한 블럭인  $s \approx 1$ 인 경우는  $y=x$ 와 평행한 직선이므로 교점을 구할 수 없거나 0이나 255 근처에서 교점을 가지므로 추정값이 부정확하다. 제한한 초기영상추정법은 이런 문제점을 개선한 후 블럭단위로 재추정하여 향상된 초기영상을 구한다. 새로운 초기영상추정은 2단계로 수행된다. 1단계는 기존의 문제점을 개선한 방법이다. 부호화시 구해진  $s$ 와  $o$ 는 공간축소된 정의역블럭의 화소들과 원영상의 치역블럭의 화소들의 대응관계를 근사적으로 표현한 일차식의 기울기와  $y$ 절편으로도 해석할 수 있다. 따라서 공간축소된 정의역블럭과 치역블럭의 화소값인  $x$ 와  $y$ 는  $0 \leq x, y \leq 255$ 인 범위내에서 어떤 일차식의 형태로 존재한다. Fig. 3은 실제 변환 파라미터로부터  $s$ 와  $o$ 의 부호에 따라 일어날 수 있는 각각의 경우를 도시한 것이다.  $x$ 값에 의해 구해지는 치역인  $y$ 의 범위는  $s \geq 0$ 인 경우는  $bound(a_0) \leq y \leq bound(a_{255})$ 이며  $s < 0$ 인 경우는  $bound(a_{255}) \leq y \leq bound(a_0)$ 이다.

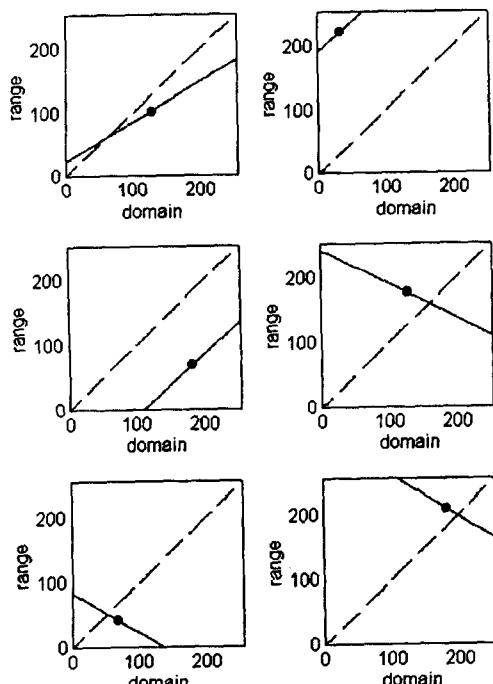


Fig. 3. correlation between range block and domain block.

$(a_{255}) \leq y \leq bound(a_0)$  임을 알 수 있다. 여기서  $bound(x)$ 는  $x$ 가 0보다 작은 값을 가질 경우는 0이며,  $x$ 가 255보다 크면 255이고, 그 이외의 경우는  $x$ 값을 그대로 가진다. 그리고  $a_0$ 는  $x=0$ 인 경우 일차식의 값이며,  $a_{255}$ 는  $x=255$ 인 경우 일차식의 값이다. 이렇게 구해진 범위는  $y$ 가 존재할 수 있는 범위인  $0 \leq y \leq 255$ 보다 작은 범위를 가지므로 식(10)과 같이 평균에 의해 추정값을 구할 경우 기존의 방법보다 정확하게 추정값을 구할 수 있다. Fig. 3에서 원표시가 새로운 초기영상 추정 추정법에 의해 구해진 값이며, 점선과 실선의 교점이 기존의 방식에 의해 추정된 값이다.

$$\hat{R} = \frac{a_0 + a_{255}}{2}$$

$$a_0 = bound(o)$$

$$a_{255} = bound(255s + o) \quad (10)$$

여기서  $\hat{R}$ 는 추정하고자 하는 치역블럭을 의미하며,  $s$ 와  $o$ 는 치역블럭에 대한 계조도 크기 변화량과 밝기 조절량이다.

2단계 초기영상추정은 치역블럭을 더 정확히 추정하기 위해서 정의역에 대한 정보를 이용하여 재추정한다. 만약, 재추정하고자 하는 치역의 블럭이  $8 \times 8$ 인 경우 정의역은  $16 \times 16$ 으로 구성된다. 즉, 1개의 정의역은 4개의 치역블럭으로 구성될 수 있으며, 이 4개의 치역블럭은 추정 1단계에서 적절한 추정값  $(x_1, x_2, x_3, x_4)$ 으로 설정되어 있다. 추정하고자 하는 치역블럭을  $4 \times 4$  크기의 블럭 4개  $(y_1, y_2, y_3, y_4)$ 로 분할한 후 각 블럭에 대해  $y = sx + o$ 에 의해 새로운 값을 구할 수 있다. Fig. 4는 2단계 수행과정을 보여준다.

여기서  $y$ 는 재추정하고자 하는 치역블럭이며,  $x$

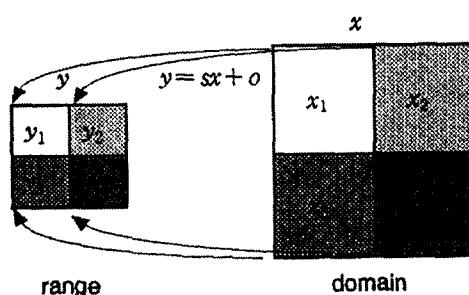


Fig. 4. Initial image estimation method Step 2.

는 추정하고자 하는 치역블럭의 정의역블럭이다. 이 정의역블럭은 4개의 다른 치역블럭으로 구성되어 있으며, 각 블럭은 추정 1단계에 의해 하나의 추정값을 가진다. 따라서  $y$ 는 4개의 다른  $x$ 의 값에 의해 치역블럭을 4등분하여 값을 재추정할 수 있다. 이 과정은 치역블럭의 값을 결정하기 위해 각각 4번의 곱셈과 덧셈과정만 필요하나 1번 축소변환한 효과를 얻을 수 있기 때문에 적은 계산량으로 우수한 효과를 얻을 수 있다.

#### 4. 모의실험 및 결과

실험에 사용된 영상은 256 gray level를 갖는  $256 \times 256$  크기의 lena영상이다. 적용된 프랙탈 부호화 알고리듬은 Fisher가 제안한 Quad - Tree 방식의 알고리듬을 이용하였다. Tree의 최대 깊이는 6으로 하고, 최소 깊이는 4로 하여 치역블럭이  $16 \times 16, 8 \times 8, 4 \times 4$  크기로 가변이 되도록 하였으며, 그때의 분할 한계값은 6으로 설정하였다.<sup>10)</sup> 복호화는 Fisher 알고리듬에 의해 생성된 변환 파라미터로부터 2단계의 초기영상추정을 수행한 후 재귀적 방식으로 복원하였으며, 수렴정도를 표시하기 위한 PSNR은 식(11)에 의해서 구하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[ \frac{255^2}{MSE} \right]$$

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^N [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 \quad (11)$$

여기서  $f(x, y)$ 와  $\hat{f}(x, y)$ 는 각각 원영상의 화소와 복원 영상의 화소를 나타내며,  $N$ 는 각각 영상내의 화소수이다. 전체적인 복호화 과정의 순서도는 Fig. 5와 같다.

Fig. 6은 lena영상에 대한 추정된 초기영상이다. (a)는 기존의 방법에 의해 추정된 초기영상이며 (b)는 새로운 초기영상추정법 1단계를 수행 후 영상이고 (c)는 새로운 초기영상추정법 2단계를 수행한 영상이다. 기존의 방법은 PSNR이 16.1dB이나 기존의 방법을 개선한 제안한 초기영상추정 1단계의 영상은 PSNR이 18.1dB로 향상되었으며, 초기영상추정 2단계를 수행하였을 경우 PSNR이 22.6dB로 거의 형태를 알아 볼 수 있을 정도로 향

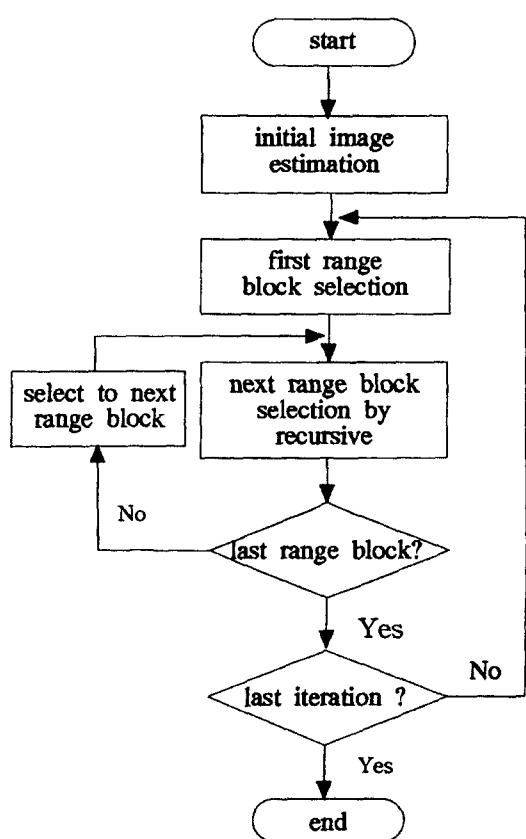


Fig. 5. Flow chart of a proposed method.

Talbe1. Various results for fractal decoding of lena image.

	proposed method		conventional method	
iteration No.	No. of mult.	PSNR (dB)	No. of mult.	PSNR (dB)
0	5252	18.10	2626	16.06
	15756	22.57		
1	146828	28.04	133698	22.08
2	277900	30.47	264770	28.17
3			395842	30.58

상되었다. 제안 알고리듬의 효과를 평가하기 위하여 기존의 복원 방식과 수렴 속도를 비교하였다. 표 1은 lena영상에 대해 반복횟수에 따른 누적 곱셈수와 PSNR을 표시한것이다.

Fig. 7과 Fig. 8은 lena영상에 대하여 기존의 복



(a) conventional method(PSNR = 16.1dB)



(b) proposed method - step 1(PSNR = 18.1dB)



(c) proposed method - step 2(PSNR = 22.6dB)

Fig. 6. Comparison the conventional method with the proposed method.

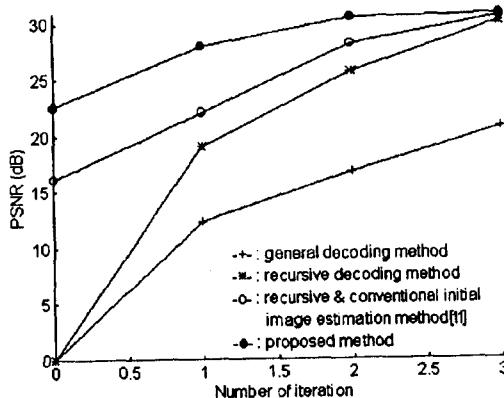


Fig. 7. Comparison PSNR with number of iteration.

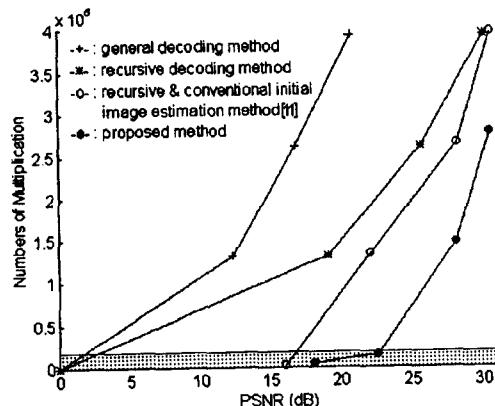


Fig. 8. Comparison number of multiplication with PSNR.

원 방식, 재귀적인 방식, 기존의 추정된 초기영상 을 이용한 재귀적인 방식 그리고, 제안한 초기영상 추정을 이용하여 복원한 방식에 대한 반복횟수에 대한 PSNR과 초기영상 추정 및 각 변환단계에서 누적 곱셈수에 대한 PSNR을 나타낸 것이다. 따라서 Fig. 8에서는 초기추정에 대한 포인트가 있는 영역을 표시하기 위해서 아래부분을 채색하여 표시하였다. Fig. 8에서 보는 바와 같이 제안한 초기영상 추정법을 사용하여 추정할 경우 PSNR은 22.6dB가 된다. 그러나 기존의 초기영상 방법에 의해 추정할 경우는 16.1dB 이므로, PSNR이 22dB 정도가 되기 위해서는 1번의 변환과정을 더 수행하여야 한다. 결과적으로 기존의 방법과 제안된 방법의 PSNR이 22dB정도가 되기 위해서 소요되는

곱셈의 계산량을 비교하면, 제안한 방법은 초기영상 추정만으로 가능하므로 소요되는 곱셈은 15756회가 필요하나, 기존의 방법은 초기영상 추정을 한 후 1회 변환을 수행하여야 하므로 곱셈이 133698회 필요하다. 따라서 PSNR이 22dB정도가 되기 위해 필요한 곱셈의 수에 있어서 제안한 방법이 기존의 방법에 의해 필요한 곱셈의 수의 약 12%만 필요함을 알 수 있다. PSNR이 거의 수렴했다고 볼 수 있는 30dB정도에서 비교해 보면 제안한 방법은 초기영상 추정과 2회 반복변환이 필요하여 곱셈수가 277900회가 필요하나, 기존의 방법은 초기영상 추정과 3회 반복변환이 필요하므로 곱셈수가 395842회가 필요하다. 따라서, 제안한 방법이 기존의 방법보다 총 곱셈 계산량에 있어서 약 30%의 감소 효과를 얻을 수 있다. 결국, 반복변환 횟수가 줄어서 계산량이 감소하여 고속 복호화가 가능하다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 보다 빠른 영상의 복호화를 위해 새로운 초기영상 추정법을 제안하였다. 제안한 방법은 2단계 추정에 의해 향상된 초기영상을 구하였다. 1단계 초기영상 추정은 기존의 초기영상 추정법이 변화가 큰 블럭들에 대해서 추정이 부정확하다는 단점을 개선하여 더욱 정확한 추정을 가능하게 하였다. 2단계 초기영상 추정은 정의역의 정보를 참조하여 기존의 치역의 값을 갱신하는 것이다. 제안된 방법은 1단계, 2단계를 걸쳐 초기영상 추정하므로, 기존의 방법보다 초기영상 추정에 필요한 계산량이 더 소요되나, 전체 변환에서는 1번의 변환과정 없이 수렴된 영상을 얻을 수 있어 결과적으로 기존 초기영상 추정법을 이용한 경우보다 계산량이 약 30% 감소되어 고속 복호화가 가능하였다.

## 참 고 문 헌

- R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison – Wesley Publishing Company, September, 1993.

- 2) K. M. Cheung and M. Shahshahani, "A comparison of the fractal and JPEG algorithms", TDA Progress report 42 - 107, pp. 21 - 26, November 15, 1991.
- 3) M. F. Barnsley, "*Fractal Everywhere*", New York : Academic, 2nd Eds. 1993.
- 4) M. F. Barnsley, "Application of recurrent iterated function system to images", SPIE Visual Communications and Image Processing, pp. 122 - 131, 1988.
- 5) A. Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations", IEEE Transactions 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. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing '92, Vol. 3, pp. 485 - 488, Mar, 1992.
- 7) G. E. Øien, S. Lepšøy and T. A. Ramstad, "An Inner Product Space Approach to Image Coding by Contractive Transformations", in Proc. of ICASSP '93, pp. 337 - 340, 1993.
- 8) S. Lepšøy, G. E. Øien, and T. A. Ramstad, "Attractor Image COnpression with a Fast Non - iterative Algorithm", in Proc. of ICASSP '93, Vol. 5, pp. 337 - 340, 1993.
- 9) 문용호, 김형순, 손경식, 김윤수, 김재호, "고속 프랙탈 복원 알고리듬", 한국통신학회논문지, Vol. 21, No. 3 pp. 564 - 575, 1996.
- 10) Y. Fisher, "*Fractal Image Compression Theory and Application*", Springer - Verlag, New York, 1995.
- 11) R. D. Boss and E. W. Jacobs, "Fractal - based image compression", Technical report 1315, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA, Setemper, 1989.