

계층적 정지 영상 프랙탈 부호화기

正會員 韓成鉉*, 金東郁*, 崔宗秀**

Hierarchical Fractal-Based Image Encoder

Sung Hyun Han*, Dong Wook Kim*, Jong Soo Choi** Regular Members

이 논문은 1992년도 교육부 지원 한국학술진흥재단의 대학부설연구소 과제 학술연구조성비에 의하여 연구되었음

要 約

프랙탈 부호화의 계산량은 압축하려는 영상의 크기에 따라 급격히 증가한다. 본 논문에서는 프랙탈 정지 영상 부호화기의 부호화 시간을 줄이는 새로운 방법을 제안한다. 먼저 원영상을 다해상도의 피라미드 형태로 구성한다. 각 range 블록에 대한 최적의 domain 블록을 찾기 위해 우선 크기가 작은 저해상도에서 탐색이 이루어진다. 저해상도에서 구한 프랙탈 계수로 다음 고해상도에서 프랙탈 복호화를 하여, 복호화된 각 range 블록과 원영상의 같은 해상도의 같은 위치에 있는 블록과의 왜곡을 측정한다. 왜곡이 임계값보다 큰 모든 range 블록들은 다음 고해상도에서 다시 탐색이 수행된다. 보다 좋은 화질을 얻기 위해 원해상도에서는 quad-tree 분할 기법을 적용한다. 256×256 크기의 Lena 영상에 대한 컴퓨터 모의실험 결과 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 적은 계산량으로 좋은 화질의 영상을 얻었다.

ABSTRACT

The complexity of the fractal encoding is growing very quickly with the image size. In this paper, we present a novel algorithm which reduces the encoding time of fractal-based image coding. To begin with, the simplest type of image pyramid is constructed. In searching an optimal domain block for each range block, this structure allows to initially search low-resolution version of an image. After decoding in the next higher resolution, distortion measures are computed between the decoded range block and the block of the same position in the same resolution of the original image. For every range block such that the distortion is above the threshold, searching is performed in that resolution again. In the original resolution, we consider two-level square partition. Simulation results show good visual quality of decoded images with a lower computational cost.

*중앙대학교 전자공학과 박사과정 재학중

**중앙대학교 전자공학과 교수

論文番號 : 94310-1109

接受日字 : 1994年 11月 9日

I. 서론

빠르게 발전하고 있는 광전송 기술, 영상 처리 기술 그리고 VLSI 기술에 힘 입어 영상 통신 분야는 기술적으로 많은 진보를 거듭했다. 과거에는 인간의 음성, 부호 등과 같은 비교적 데이터량이 적은 정보를 통신했는데, 현재의 통신에서는 영상, 문자, 도형, 데이터 등의 다양한 정보를 이용하고 있으며 시각으로 받아들이는 정보의 효과는 매우 크므로 영상 정보의 통신은 그 중요성과 수요가 날이 갈 수록 증대되고 있다.

하지만 영상 신호를 디지털화하여 전송 및 저장하고자 할 경우에는 방대한 정보량으로 인하여 정보를 압축시키지 않고는 기존의 통신망을 효율적으로 이용할 수 없다.

현재 영상 통신을 위해 사용되고 있는 정지 영상 압축 기법에는 국부적 상관 성을 기본으로 한 변환 부호화(transform coding) 방식과 예측 부호화(predictive coding)⁽¹⁾, subband 부호화⁽²⁾, 벡터 양자화(vector quantization)⁽³⁾ 등이 있다. 1980년 대 이후로 연구가 되고 있는 제 2세대 영상 부호화는 인간의 시각 특성(human visual system)을 영상 부호화에 이용하는 것이다.⁽⁴⁾

최근 영상의 국부적 상관성에 의존하지 않고 영상에 존재하는 자기 유사성(self-similarity)을 발견하여 수개의 Affine 변환으로 기술하므로써 압축을 행하는 새로운 개념의 부호화 방법이 등장하였다. 이러한 프랙탈 개념은 Barnsley에 의해 구체화되기 시작하였다.⁽⁵⁾ 그러나 일반적인 자연 영상은 정확한 자기 유사성을 갖지 않고, 다만 서로 다른 해상도에서 유사한 특징을 갖는다. 즉 압축하고자 하는 영상을 중첩되지 않는 균일한 크기의 블럭으로 나누고 각 블럭에 대해서 미리 정한 변환식으로 적절히 변환된 다른 블럭으로부터 유사성을 찾는다. 1989년 Jacquin은 이러한 개념으로부터 계조도 영상에 대한 실제적인 구현을 하였다.^(6,7) 이것은 영상의 부분적 자기 유사성만을 사용하는 블럭 단위의 축소 Affine 변환에 의해 수행되었다. 많은 개선 방법들이 제안되었는데 기본 개념은 모두 블럭 단위의 유사성을 이용하고 있다.⁽⁸⁻¹⁰⁾

프랙탈 부호화 기법의 가장 큰 단점은 최적의 domain 블럭과 변환을 찾기 위해 소요되는 과중한 탐색시간이다. 한 range 블럭을 부호화하기 위해 모든 domain 블럭을 변환시켜가면서 유사도를 비교하므로

부호화 과정의 복잡도는 매우 높다. 영상의 크기가 크게 되면 이러한 탐색 과정은 많은 시간을 필요로 한다.

이러한 부호화 과정의 복잡도를 줄이기 위한 연구로 원영상을 분류하여 해당 부류끼리만 탐색을 행하거나, 탐색영역을 제한하거나, 영상을 수개의 부영상으로 나누어 부호화하는 기법 등이 있다. 이러한 방법은 분류기를 쓰는 진처리 과정이 필요하거나, 탐색영역을 제한하므로 최적의 domain 블럭을 선택하지 못하여 화질열화가 심하고 인접 블럭간 블럭화 현상이 두드러지는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 원영상에 분류기를 쓰지 않고 탐색영역도 제한하지 않으면서, 탐색시간을 줄이기 위해 다해상도로 부호화하는 방법을 제안하였다. 제안된 방식은 탐색시간을 줄이기 위해 평탄한 영역에 대해서는 저해상도에서 탐색을 행하고, 복잡한 블럭은 원하는 임계값 내에 들 때까지 해상도를 높여 가면서 프랙탈 계수 값을 찾는 계층적 프랙탈 정지 영상 부호화기이다.

논문의 구성을 살펴보면 II장에서는 프랙탈 부호화의 수학적 기초가 되는 IFS(iterative function systems)를 설명하고, III장에서는 기존의 부호화 방식과 계산량에 대한 분석을, IV장에서는 제안한 계층적 프랙탈 부호화기를 설명하였다. V장에서는 컴퓨터 모의실험 결과로 여러 가지 임계값과 탐색 단계의 크기에 변화시켜 가면서 전역탐색기법과의 비교 결과를 보였으며 VI장에서 결론을 제시하였다.

II. 수학적 기초

프랙탈 영상부호화의 기본이 되는 이론은 다음과 같다.

1. IFS(iterative function systems) 이론

척도(metric) d 를 갖는 척도 공간(metric space) (X, d) 에서 정의되는 변환 $w: X \rightarrow X$ 가 다음의 성질을 만족할 때 w 를 수축 사상(contraction mapping)이라 부른다.

$$d(w(x), w(y)) \leq s \cdot d(x, y), \quad \forall x, y \in X \quad (1)$$

여기서 s 를 수축도(contractivity factor)라 부르고 $0 \leq s < 1$ 인 조건을 만족해야 한다. 이러한 수축 사상 w 는

$$\lim_{n \rightarrow \infty} w^n(x) = x_f, \quad \forall x \in X \quad (2)$$

로 주어지는 부동점(unique point) $x_f \in X$ 를 갖는다. 여기서 $w^n = w \circ w \circ \dots \circ w$, $w \circ w(x) = w(w(x))$ 이다. IFS는 이러한 수축 사상의 유한 집합이며 수축도 $\{S_n, n=1, 2, 3, \dots, N\}$ 를 가지는 N개의 수축 사상 w_n 으로 이루어졌다면 IFS는 $S = \max S_n$ 의 수축도를 갖는다. 이제 Hausdorff 공간 $H(X)$ 와 Hausdorff 척도 h 를 고려하자. $(H(X), h)$ 가 완전 척도 공간(complete metric space)일 때 $W: H(X) \rightarrow H(X)$ 는

$$W(B) = w_1(B) \cup w_2(B) \cup \dots \cup w_N(B), \quad \forall B \in H(X) \quad (3)$$

로 표현된다. 여기서 고정점 $A \in H(X)$ 는

$$A = W(A) = \bigcup_{n=1}^N w_n(A) \quad (4)$$

를 만족하고, $A = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(B)$ 로 주어진다. 이 부동점 A를 IFS의 끌개(attractor)라 한다.

2. collage 이론

위의 조건을 만족하면

$$h(B, A) \leq (1-s) \cdot d\left(B, \bigcup_{n=1}^N w_n(B)\right), \quad \forall B \in H(X) \quad (5)$$

이 성립한다. 식(5)는 주어진 영상 B에 충분히 가까워지는 collage를 만드는 IFS를 찾았다면 이 IFS의 끌개 또한 가까워진다. 즉 주어진 영상에 대하여 그 영상을 표현할 수 있는 IFS를 찾음으로써 영상을 압축하여 끌개로서 영상을 복원한다.

3. 3차원 Affine 변환

압축하고자 하는 대상은 2차원 영상이고, 이러한 2차원 영상의 제조도를 고려한 3차원 Affine 변환은

$$W_i \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i & b_i & 0 \\ c_i & d_i & 0 \\ 0 & 0 & \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \\ \Delta g \end{pmatrix} \quad (6)$$

로 주어지며, 여기서 z 는 점 (x, y) 에서 제조도를 나타내고, a_i, b_i, c_i, d_i 는 적절한 축소 사상, e_i, f_i 는 domain 불력의 번지(address)를, 그리고 α 와 Δg 는 각각 contrast scaling과 luminance shift를 위한

상수 값이다. α 는 축소 조건을 만족시키기 위해 1보다 작아야 한다. 정합의 정확도를 증가시키기 위해 8가지 shuffling 변환을 사용할 수도 있는데, 이것은 4가지의 회전(rotation)과 4가지의 반사(reflection)로 구성되어 있다. 이 변환의 입력 변수는 domain 불력이고 이미 알고 있는 range 불력과 가장 유사한 불력을 얻기 위해 각 변환 계수를 적절히 선정하는 작업이다.

4. 프랙탈 복호화 과정

임의의 초기 영상에 대해 프랙탈 계수 값을 반복 적용한다. 이 사상은 결과 영상이 수렴할 때까지 계속된다. 원영상의 복잡도에 따라 다르지만, 보통 5번 이상 반복 적용할 경우 수렴한다.

III. 기존의 기법과 부호화의 계산량

1. 기존의 프랙탈 부호화 기법

Jacquin^(6,7)은 먼저 원영상을 증명되지 않는 range 불력으로 나눈 후 각 불력의 복잡도에 의해 세 부류로 구분한다. 단순한 평탄(shade) range 불력에 대해서는 그 불력의 평균 제조도로 대체하고 복잡한 중간(midrange) 및 에지(edge) range 불력에 대해서는 영상 전체에서 같은 부류의 접침이 있는 domain 불력에 대해 최적의 불력과 변환을 찾는다. 변환에는 massic 변환과 geometric 변환이 있고 geometric 변환은 $4(D \times D) : 1(B \times B)$ 공간적 수축(spatial contraction)으로 이루어진다. Massic 변환은 중간 불력에 대해서는 0~1의 contrast scaling과 일정 상수값의 luminance shift를 수행한다. 에지 불력의 경우 여기에 8가지 shuffling 변환이 추가된다. contrast scaling 값은 range, domain 불력에 대해 각각의 불력에서 제조도의 히스토그램 계산에 의해 불력을 두 영역으로 분할한 후, 두 영역의 차인 dynamic range가 같도록 정한다.

Fisher⁽⁸⁾의 방법에서는 각 불력에 대한 분류과정 없이 영상내에서 가능한 모든 domain 불력을 탐색하며, 불력을 32×32 에서 4×4 까지 분할하는 quad-tree 분할 기법으로 화질을 향상시킨 반면 너무 많은 탐색을 필요로 한다.

Monro 등⁽⁹⁾은 원영상을 domain 불력으로 분할한 후 각 domain 불력이 크기가 1/4인 4개의 range 불

력으로 구성된다는 가정으로 탐색을 하지 않거나 인접한 일정 범위까지만 탐색을 하였으며, 대신 근사화 연결방정식의 차수를 증가시켜 화질 열화를 줄이고 있다. 이 방법은 계산량은 많이 줄어들지만, 인접 블록간의 불연속으로 블럭화 현상이 심하다.

Lepsoy 등⁽¹⁰⁾의 방식에서는 range 블록을 탐색된 domain 블록과 몇개의 미리 정의된 블록을 기저(basis)로 하는 선형조합으로 표현한다. 기저 블록 만으로 근사가 가능한 domain 블록은 탐색할 때 제외시킴으로써 계산량을 감소시킨다.

Wong 등⁽¹⁶⁾은 $(P \times P) : (1 \times 1)$ polyphase 분할(decomposition)에 의해 원영상을 $P \times P$ 부영상으로 나누고 각 부영상에 독립적으로 Jacquin의 방법을 적용하고 있으나, P의 증가에 따라 화질 열화가 매우 심하다.

2. 프랙탈 부호화의 계산량

정지 영상 프랙탈 부호화의 계산량은 다음과 같다.⁽¹⁶⁾ 영상 크기가 $M \times M$ 이고, range 블록의 크기가 $R \times R$, domain 블록의 크기가 $D \times D (2R \times 2R)$ 일 때 한 영상에서 range 블록의 수 N_R 과 domain 블록의 수 N_D 는 각각

$$N_R = \left(\frac{M}{R}\right)^2, \quad N_D = \left(\frac{M-D}{s}\right)^2 \quad (7)$$

이며, 여기서 s 는 수평/수직 탐색 단계(horizontal/vertical search step)의 크기이다. 각 range 블록에 대해 모든 N_D 가 비교되므로 전체 비교 횟수 N_C 는

$$N_C = N_R \times N_D = 8 \left(\frac{M(M-D)}{R_s}\right)^2 \quad (8)$$

로 주어지며, 여기서 8은 shuffling 변환에 대한 값이다. 각 비교에서 연산량은 블록 크기에 비례한다. 즉 $O(R^2) + O(D^2)$ 인데 $D > R$ 이므로 간단히 $O(D^2)$ 으로 표현 가능하므로 전체 계산량은

$$D^2 N_C = 8 \left(\frac{DM(M-D)}{R_s}\right)^2 \approx 8 \left(\frac{D^2 M^3}{R^2 s^2}\right) \quad (9)$$

로 주어진다. 여기서 근사는 $M \gg D$ 인 관계로부터 얻는다. 보통 $D=2R$ 로 택하므로 프랙탈 부호화의 계산량

은

$$\text{부호화 계산량} \propto D^2 N_C \approx 32 \frac{M^4}{s^2} \quad (10)$$

의 관계를 가진다. 식(10)으로부터 부호화기의 계산량은 영상 크기의 4승에 비례하고, 수평/수직 탐색 단계 크기의 2승에 반비례하여 증가함을 알 수 있다. 즉 프랙탈 부호화기의 계산량에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 영상 크기이며, 이러한 해석 결과로부터 탐색하는 영상의 크기를 줄여 계산량을 감소시키는 계층적 부호화 기법을 제안한다.

IV. 계층적 프랙탈 부호화기

프랙탈 압축기법의 특징 중의 하나는 임의의 더 큰 스케일(scale)에서 복호화 될 수 있다는 것이다.⁽¹⁶⁾ 이것은 어떤 크기에서 부호화되더라도 반복적인 복호화 과정에 의해서 세부(detail)를 표현할 수 있기 때문이다. 즉, 임의의 크기에서 영상의 화소 밀도(pixel density)를 충분하게 할 수 있다.

본 논문에서는 작은 크기의 저해상도에서 각 블록에 대해 프랙탈 부호화하고, 복호화할 때는 더 높은 고해상도에 해당 프랙탈 계수를 적용하여 복호화를 행한다. 이를 위해 먼저, 원영상을 그림 1과 같이 중첩이 없는 2×2 블록을 평균 취하여 각 계층을 구성하는 영상 피라미드 형태로 만든다. 원해상도를 레벨 0로 하고 저해상도(레벨 L)로 갈 수록 바로 진 고해상도(레벨 L-1)의

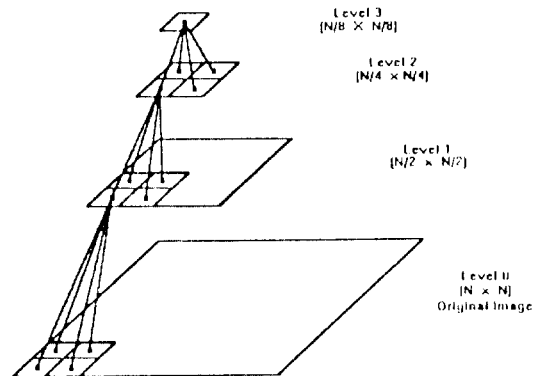


그림 1. 영상 피라미드 구조
Fig. 1. Mean pyramid structure.

2×2블럭을 평균 취하여 1/4크기의 영상을 구성한 것이다. 각 range 블럭에 대해 최적의 domain 블럭을 탐색할 때 이러한 다해상도 구조는 먼저 저해상도부터 탐색을 행하므로 복잡하지 않은 블럭들은 저해상도에서 큰 왜곡 없이 프랙탈 부호화 된다.

모든 레벨에서 변환은 영상의 수평 방향으로 i, 수직 방향으로 j 번째의 임의의 range 블럭 R(i, j), domain 블럭 D(i, j)에 대해

$$T \circ D(i, j) = \alpha(S \circ D(i, j)) + \Delta g \quad (11)$$

로 되는데, 여기서 S는 4:1 공간적 수축 변환이며, α 는 contrast scaling을 위한 값이다.

contrast가 변화된 domain 블럭과 range 블럭의 평균 계조도가 같도록 Δg 값을 계산한다. 즉

$$\Delta g = R(i, j) - \alpha D(k, l) \quad (12)$$

로 주어지며, 가능한 α 값에 대해 Δg 를 추정하여 두 블럭이 근사적으로 같도록 α 와 Δg 를 결정한다.

부호화는 임의의 레벨 L에서 시작된다. 레벨 L에서 각 R×R 크기의 range 블럭에 대해, 모든 D×D 크기의 domain 블럭을 탐색하여 구한 프랙탈 코드

$$\Gamma_L = \{ (e_{ij}, f_{ij}), \alpha_{ij}, \Delta g_{ij} \}_{0 \leq i, j < N_L/R} \quad (13)$$

로 되며, 여기서 e_i, f_j 는 각각 최적으로 매핑되는 수평/수직 방향의 domain 블럭의 번지이고, N_L 은 레벨 L에서의 영상 크기이다. 이 Γ_L 로 다음 고해상도(레벨 L-1)의 매 2R×2R 블럭에 부호화하기 위한 코드

$$\Gamma'_L = \{ (e_{ij}, f_{ij}) \times 2, \alpha_{ij}, \Delta g_{ij} \}_{0 \leq i, j < (N_{L-1})/2R} \quad (14)$$

로 주어진다. 이 프랙탈 코드에 의해 레벨 L-1에서 복호화된 영상은

$$\{ \Psi_{(L-1)n} = \Gamma'_L \circ (\Psi_{(L-1)0}) \}_{n \geq 0} \quad (15)$$

가 되며, 여기서 $\Psi_{(L-1)0}$ 는 레벨 L-1 영상 크기의 임의의 초기 영상이며, 첨자 n은 복호화 반복 횟수이다. 이 영상의 2R×2R 크기 각 range 블럭 $\Psi_{(L-1)}(i, j)$ 와 원영상의 레벨 L-1의 같은 위치에 있는 블럭 $O_{(L-1)}(i, j)$ 의 왜곡을 측정한다. 왜곡 판단의 척도는 MSE(Mean Square Error)로 이는

$$MSE = \frac{1}{4B^2} \sum_{i=0}^{2B} \sum_{j=0}^{2B-1} (\Psi_{(L-1)}(i, j) - O_{(L-1)}(i, j))^2 \quad (16)$$

이다.

왜곡이 미리 정한 임계값 이하인 range 블럭은, 레벨 L 해상도에서 충분이 근사된 블럭으로 보고 레벨 L-1 해상도에서는 탐색을 행하지 않는다. 이 때 α 와 Δg 값은 레벨 L-1에서 대응되는 range 블럭과 매핑되는 domain 블럭의 contrast와 평균 계조도가 가장 유사하도록 갱신된다.

반면 임계값보다 큰 모든 range 블럭들은 그 레벨에서 임계값을 만족할 때까지 다음 고해상도에서 다시 탐색이 수행된다. 즉

$$\text{IF}(MSE > TH) \text{ 다음 고해상도에서 다시 프랙탈 부호화} \\ \text{ELSE} \quad \alpha \text{와 } \Delta g \text{ 값 만 갱신} \quad (17)$$

이다. 이러한 과정은 원해상도까지 반복된다.

그림 2는 제안된 프랙탈 부호화기의 블럭도이다. 점선으로 표시한 블럭 내의 과정이 원영상의 해상도까지 반복 수행된다. 보다 좋은 화질을 얻기 위해 원해상도에서는 quad-tree 분할 기법을 적용한다.

V. 컴퓨터 모의실험 및 결과

256×256 크기의 256 계조도인 Lena영상을 3계층으로 나눈 후 각 계층의 임계값(TH1, TH2)과 탐색 단계 크기를 변화시켜 가면서 컴퓨터 모의실험을 수행하였다.

1. 원해상도에서 quad-tree 분할 기법을 적용하지 않을 경우

레벨 2에서의 range 블럭 크기는 2×2로, 레벨 1에서는 4×4, 레벨 0에서는 8×8로 하였으며 domain 블럭의 크기는 각 레벨에서 모두 D=2R로 하였다. 수평/수직 탐색 단계의 크기 s는 모든 레벨에서 1로 하였다. 임계값 TH1은 레벨 2에서 얻은 프랙탈 계수로 레벨 1 크기의 임의의 초기 영상에 반복 적용하여 얻은 복호화된 영상의 각 range 블럭과 원영상의 레벨 1 영상과의 비교를 위한 값이며, TH2는 레벨 1과 레벨 0 사이의 왜곡에 대한 임계치이다. 왜곡 판단의 척도는 MSE를 이용하였고, 8 비트로 양자화된 M×M 크기 영상의

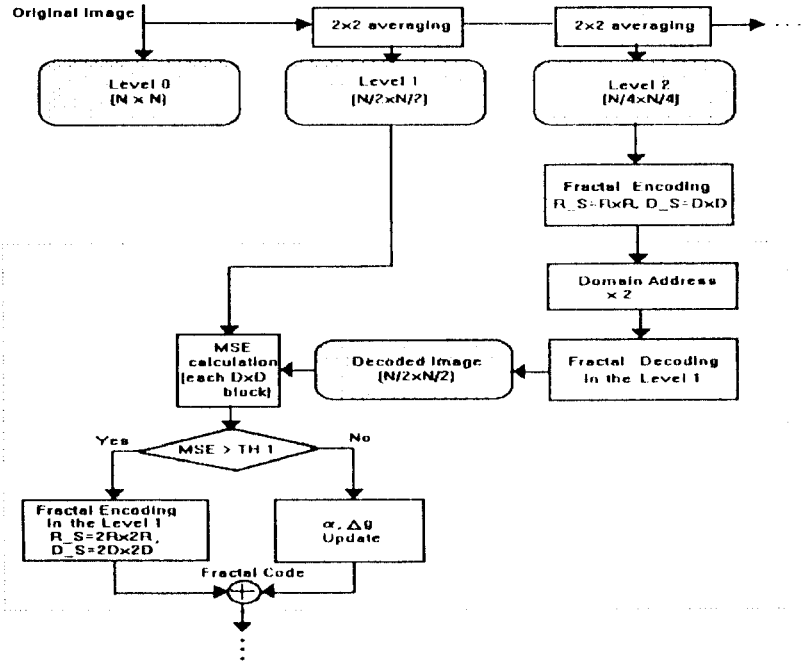


그림 2. 제안된 프랙탈 부호화기의 블럭도
 Fig. 2. The block diagram of the proposed hierarchical fractal encoder.

PSNR은

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\frac{1}{M^2} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} (G_o(i, j) - R_o(i, j))^2} \right) \quad (18)$$

로 정의된다. 여기서 $G_o(i, j)$ 는 원영상을 나타내고 $R_o(i, j)$ 는 복원 영상을 나타낸다.

간단한 부호화기를 구성하기 위해 8가지 shuffling 변환을 적용하지 않았는데, 컴퓨터 모의실험 결과 적용했을 경우에 비해 평균 1~3 dB 정도의 PSNR 감소를 보였다.

그림 3은 원영상이며 그림 4, 5, 6은 다양한 임계값으로 복호화된 영상을 나타낸다. 프랙탈 계수 α 는 실험에 의해 { 0.45, 0.6, 0.8, 0.97 }의 4가지 값 2비트로 고정시키고, Δg 는 6비트 등간격(uniform) 양자화를 하였다. 각 range 블록은 어떤 해상도에서 얻어진 프랙탈 계수인가에 대한 2비트 부가 정보가 필요하다. 저해상도에서 구한 계수는 domain 블록의 변지 비트율(bpp)이 영상 크기에 따라 수평/수직방향으로 각각 감

소한다.

그림 4는 $TH_1=TH_2=0.0$ 즉, 모든 range 블록들이 원해상도(256×256)에서 탐색된 계수로 복호화된 결과로 계산량은 256^4 에 비례한다. 이 경우는 전체 탐색(full search)방법에 해당한다. 그림 5는 $TH_1=0.0, TH_2=\infty$ 의 경우로 모든 range 블록들이 128×128 해상도에서 프랙탈 계수가 얻어지고 원해상도에서는 α 와 Δg 값만 갱신된다. 이 때의 계산량은 128^4 에 비례하므로 그림 4의 전체 탐색에 비해 약 $\frac{1}{16}$ 의 부호화 복잡도를 갖는다. 전체 탐색의 경우와 화질과 비트율을 비교해보면 제안된 방법의 성능이 적은 계산량에서 거의 비슷한 화질과 비트율을 갖음을 알 수 있다. 그림 6은 $TH_1=TH_2=\infty$ 의 경우로 모든 range 블록들이 64×64 해상도에서 최적의 domain 블록을 결정하게 되고, 원해상도에서는 α 와 Δg 값이 갱신된다. 이 때의 계산량은 64^4 에 비례하므로 그림 4의 전체 탐색과 비교하여 약 $\frac{1}{256}$ 의 복잡도를 갖는다.



그림 3. Lena 원영상
Fig.3. Original "Lena" image.



그림 4. Quad-tree 분할 없이 복호화된 영상(전체 탐색)
(TH1=TH2=0.0, 28.2 dB, 0.375 bpp, 복잡도=256')
Fig. 4. Decoded image without quad-tree partitions(full search)
(TH1=TH2=0.0, 28.2 dB, 0.375 bpp, complexity=256').



그림 5. Quad-tree 분할 없이 복호화된 영상
(TH1=0.0, TH2=∞, 27.5 dB, 0.345 bpp, 복잡도=128')
Fig. 5. Decoded image without quad-tree partitions
(TH1=0.0, TH2=∞, 27.5 dB, 0.345 bpp, complexity=128').



그림 6. Quad-tree 분할 없이 복호화된 영상
(TH1=TH2=∞, 24.2 dB, 0.313 bpp, 복잡도=64')
Fig. 6. Decoded image without quad-tree partitions
(TH1=TH2=∞, 24.2 dB, 0.313 bpp, complexity=64').

여러 가지 임계값에 대한 실험 결과는 그림 4와 그림 6 결과 사이의 화질과 비트율을 갖는다. 이는 원해상도에서 range 블록 크기가 8×8 로, 복잡한 블록의 특징을 잘 반영하지 못한 결과이다.

2. 원해상도에서 quad-tree 분할 기법을

적용할 경우

복잡한 블록의 부호화 효율을 증대시키기 위해 원해상도에서는 quad-tree 분할 기법을 적용하였다. 8×8 블록에 대해 4개의 4×4 블록으로 나누고 각 4×4 블록에 대해 탐색을 하여 최적의 domain 블록 및 α 와 d_g 값을 얻는다.

그림 7은 제안한 방법을 적용했을 때 각 레벨에서 부호화된 블록들을 나타낸다. 실험 조건은 TH1은 5.0, TH2는 15.0. 레벨 2와 1에서의 탐색 단계 크기는 1, 레벨 0에서는 4로 했다. 그림 7(a)는 64×64 해상도를 갖는 레벨 2에서 부호화된 블록들을 표시하였다. 해당 블록들은 대부분 복잡하지 않은 평탄 블록으로 이러한 단순한 블록들은 낮은 해상도에서 프랙탈 부호화된다. 즉 단순한 블록들은 저해상도에서 부호화 하더라도 화질에 영향을 거의 미치지 않음을 알 수 있다. 그림 7(b)는 128×128 해상도를 갖는 레벨 1에서 부호화된 블록들로 대부분 중간(midrange) 블록들로 구성되어 있다.

복잡한 블록도 포함되어 있는데 이는 저해상도에서 충분히 유사한 블록을 찾을 수 있는 경우이다. 그림 7(c)는 256×256 해상도를 갖는 레벨 0(원해상도)에서 부호화된 블록들로 대부분의 블록들이 복잡한 에지(edge) 블록들로 구성되어 있다.

그림 7로부터 제안한 부호화기는 최적의 domain 블록을 찾기 위해 블록의 복잡도에 따라 해상도를 높여 가면서 탐색을 하고, 복잡한 블록의 경우 원해상도에서 탐색을 수행하여 전체적으로 큰 화질 열화 없이 프랙탈 부호화를 수행함을 알 수 있다. 결국 제안한 방법은 range 블록의 분류나 적응적인 기법이 추가로 필요하지 않은 장점을 갖고 있다. 또한 제안한 방법과 기존의 Jacquin의 방법을 병용하여 적용할 경우 더욱 빠른 부호화 시간을 얻을 수 있다.

표 1과 표 2는 각각 TH1을 5.0, 3.0으로 하고 TH2를 5.0에서 30.0까지(5.0, 8.0, 10.0, 15.0, 20.0, 30.0) 변화시킬 경우 각 레벨에서 부호화된 블록의 수를 나타낸다. 탐색 단계 크기는 레벨 2와 1에서는 1로 레벨 0에서는 4(S₁₋₄)로 고정시켰다. TH1이 작을 수록 더 많은 range 블록이 높은 해상도에 탐색되므로 계산량이 증가한다. 표 3은 탐색 단계 크기를 레벨 2와 1에서는 2로 레벨 0에서는 1(S₂₋₁)로 했을 때 각 레벨에서 부호화된 블록의 수를 나타낸다.

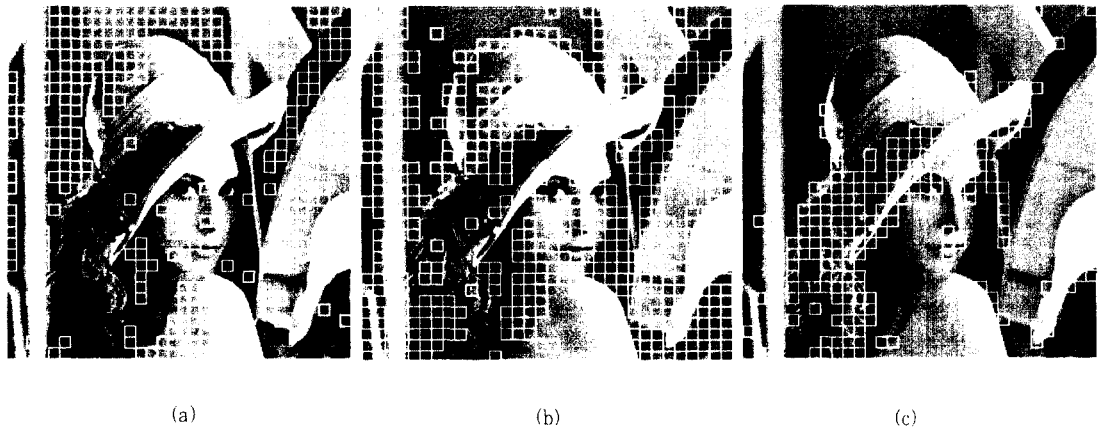


그림 7. 각 레벨에서 부호화된 블록 (a) 레벨 2 (b) 레벨 1 (c) 레벨 0
Fig. 7. Encoded blocks in each level. (a)level 2; (b)level1; (c)level 0.

표 1. 각 레벨에서 부호화된 블록 수(TH1=5.0, S_1_4의 경우)
Table 1. The number of encoded blocks in each level(for TH1=5.0, S_1_4).

입계값		각 레벨에서 부호화된 블록 수		
TH1	TH2	레벨 2	레벨 1	레벨 0
5.0	5.0	383	56	585
5.0	8.0	383	260	381
5.0	10.0	383	345	296
5.0	15.0	383	462	179
5.0	20.2	383	552	89
5.0	30.0	383	629	12

표 2. 각 레벨에서 부호화된 블록 수(TH1=3.0, S_1_4의 경우)
Table 2. The number of encoded blocks in each level(for TH1=3.0, S_1_4).

입계값		각 레벨에서 부호화된 블록 수		
TH1	TH2	레벨 2	레벨 1	레벨 0
3.0	5.0	261	210	553
3.0	8.0	261	387	376
3.0	10.0	261	468	295
3.0	15.0	261	585	178
3.0	20.0	261	673	90
3.0	30.0	261	751	12

표 3. 각 레벨에서 부호화된 블록 수(TH1=5.0, S_2_1의 경우)
Table 3. The number of encoded blocks in each level(for TH1=5.0, S_2_1).

입계값		각 레벨에서 부호화된 블록 수		
TH1	TH2	레벨 2	레벨 1	레벨 0
5.0	5.0	367	52	605
5.0	8.0	367	269	388
5.0	10.0	367	361	296
5.0	15.0	367	465	192
5.0	20.0	367	561	96
5.0	30.0	367	640	17

3. 기존의 방법과 제안한 방법의 비교

표 4에서는 제안한 방법과 기존의 전체탐색 방법(full search)의 비교 결과를 보인다. 기존의 방법인 전체탐색 방법은, 부호화 시간은 모든 다른 방법 중 가장 오래 걸리나 화질면에서는 최적의 기법이다. 제안한 방법의 실험 조건은 표 1과 같다. 전체 탐색의 경우 quad-tree 분할 임계치를 제안한 방법의 TH2와 같이 하고 탐색 단계 크기는 quad-tree로 분할하지 않은 블록에 대해서는 1로, 분할한 블록에 대해서는 4로 제안한 방법과 동일하게 하였다. 부호화 복잡도는 식(9)를 한 range블럭에 대한 식으로 바꾸고 레벨 2와 레벨 1에서는 모든 range블럭을, 레벨 0에서는 그 레벨에서 부호화된 블록의 수를 곱하여 계산하였다. 각 수치는 실험 결과 중 가장 계산량이 많은 TH1이 5.0, TH2가 30.0, 탐색 조건이 S_1_4인 경우의 계산량을 100으로 하여 계산된 상대적인 복잡도이다.

압축률과 화질 면에서 제안한 방법은 전체 탐색에 비해 약간 떨어지지만 계산량에 있어서는 0.078배에서 0.041배 정도로 빠른 부호화가 가능하다. 표 5는 TH1=3.0일 경우의 결과로 표 4의 TH1=5.0에 비해 부호화 복잡도가 약간 증가하는 반면, 화질은 좋아짐을 볼 수 있다. 화질면에서 가장 성능이 우수한 기존의 방법과 비교해 보면 거의 비슷한 압축률과 화질을 적은 계산량으로 구현할 수 있음을 알 수 있다.

표 6은 TH1=5.0, S_2_1의 경우로 원해상도에서 탐색 단계 크기를 1로 고정시켰으므로 제안한 방법도 복잡도가 상당히 증가함을 볼 수 있다. 표 4와 5의 제안한 방법에 비해서 복잡도가 높고 화질이 상당히 좋아짐을 알 수 있다. 기존의 방법과 비교해서는 역시 부호화 복잡도를 줄이면서 효율적인 부호화가 가능함을 알 수 있다. 제안한 기법은 각 계수들의 통계적 특성을 이용한 양자화기법을 쓸 경우 보다 좋은 화질과 낮은 비트율로 부호화가 가능하다. 위의 실험 결과로부터 제안된 부호화기의 화질은 계산량에 비례하여 좋아지고, 기존의 방법에 비해 거의 화질 열화 없이 빠른 부호화가 가능하다.

VI. 결 론

프랙탈 부호화기의 계산량에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 탐색되는 영상의 크기이다. 이러한 해석 결과로

표 4. 제안한 방법과 기존 방법의 비교(TH1=5.0, S 14의 경우)

Table 4. Comparison of the proposed and the full search algorithm (for TH1=5.0, S 14).

제안한 방법					기존의 방법(full search)		
임계치		비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도	비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도
TH1	TH2						
5.0	5.0	0.881	32.16	4.33	0.811	32.53	55.51
5.0	8.0	0.700	31.49	4.24	0.675	32.02	70.09
5.0	10.0	0.625	31.02	4.20	0.613	31.61	76.79
5.0	15.0	0.522	30.00	4.16	0.515	30.59	87.25
5.0	20.0	0.440	28.95	4.12	0.444	29.57	94.86
5.0	30.0	0.370	27.69	4.09	0.396	28.46	100.00

표 5. 제안한 방법과 기존 방법의 비교(TH1=3.0, S 14의 경우)

Table 5. Comparison of the proposed and the full search algorithm (for TH1=3.0, S 14).

제안한 방법					기존의 방법(full search)		
임계치		비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도	비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도
TH1	TH2						
3.0	5.0	0.856	32.21	5.02	0.811	32.53	55.51
3.0	8.0	0.700	31.63	4.94	0.675	32.02	70.09
3.0	10.0	0.628	31.17	4.91	0.613	31.61	76.79
3.0	15.0	0.523	30.11	4.86	0.515	30.59	87.25
3.0	20.0	0.447	29.06	4.82	0.444	29.57	94.86
3.0	30.0	0.378	27.76	4.79	0.396	28.46	100.00

표 6. 제안한 방법과 기존 방법의 비교(TH1=5.0, S 21의 경우)

Table 6. Comparison of the proposed and the full search algorithm (for TH1=5.0, S 21).

제안한 방법					기존의 방법(full search)		
임계치		비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도	비트율 (bpp)	PSNR (dB)	부호화 복잡도
TH1	TH2						
5.0	5.0	1.034	33.57	63.60	0.934	34.08	66.07
5.0	8.0	0.783	32.50	41.16	0.753	33.25	53.21
5.0	10.0	0.676	32.24	31.65	0.663	32.57	46.78
5.0	15.0	0.555	30.46	20.90	0.534	31.06	37.63
5.0	20.0	0.444	29.09	10.97	0.439	29.73	30.87
5.0	30.0	0.352	27.52	2.80	0.367	28.27	25.72

부터 본 논문에서는 정지 영상 프랙탈 부호화의 계산량을 줄이기 위한 계층적 부호화기를 제안하였다. 제안한 부호화기는 최적의 domain 블럭을 찾기 위해 해당 range 블럭의 복잡도에 따라 해상도를 높여가면서 탐색을 한다. 평탄, 중간 range 블럭의 경우 대부분 저해상도에서 탐색이 되고, 복잡한 에지(edge) range 블럭의 경우 고해상도에서 탐색을 수행하여 전체적으로 큰 화질 열화 없이 프랙탈 부호화를 수행함을 알 수 있었다. 제안한 방법은 range 블럭의 분류나 적용적인 기법없이 빠른 부호화가 가능하다.

컴퓨터 모의실험 결과로부터 제안한 방법으로 복호화된 영상의 화질은, 부호화 계산량에 비례하여 우수함을 알 수 있었다. 또한 복잡하지 않은 블럭을 낮은 해상도에서 탐색하여 계수를 얻을지라도 양질의 재생 영상을 얻어 제안한 부호화기의 우수한 성능이 입증되었다. 화질면에서 가장 우수한 기존의 전체탐색 방법과 비교해보면 거의 비슷한 압축률과 화질을 수배에서 수십배 적은 계산량으로 구현할 수 있다.

앞으로 부호화 시간을 더욱 줄이기 위한 기법의 하드웨어 구현에 관한 연구와 동영상에의 적용에 관한 연구가 계속되어야 할 것이다.

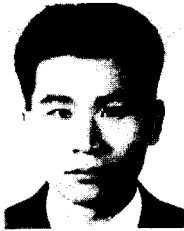
참고문헌

1. A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall International Inc., 1989.
2. J. W. Woods, *Subband Image Coding*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
3. A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
4. M. Kunt, A. Ikonomopoulos and M. Kocher, "Second-generation image coding techniques," *Proc. of IEEE*, Vol. 73, No. 4, pp.549-574, 1985.
5. M. F. Barnsley, *Fractals Everywhere*, Academic Press, 1988.
6. A. E. Jacquin, "Fractal image coding : A review," *Proc. of IEEE*, Vol. 81, No. 10, pp.1451-1465, 1993.

7. A. E. Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations," *IEEE Trans. on Image Process.*, Vol. 1, No. 1, pp.18-30, 1992.
8. H. O. Peitgen, H. Jurgens, and D. Saupe, *Chaos and Fractals*, Springer-Verlag, 1992.
9. D. M. Monro and S. J. Woolley, "Fractal image compression without searching," in *Proc. ICASSP '94*, pp.V-557~560, Adelaide, South Australia, Apr., 1994.
10. S. Lepsoy, G. E. Oien, and T. A. Ramstad, "Attractor image compression with a fast non-iterative decoding algorithm," in *Proc. ICASSP '93*, pp.V-337~340, Minneapolis, Minnesota, Apr., 1993.
11. M. G. Alkhansari and T. S. Huang, "A fractal-based image block-coding algorithm," in *Proc. ICASSP '93*, pp.V-345~348, Minneapolis, Minnesota, Apr., 1993.
12. G. Vines and M. H. Hayes, III, "Adaptive IFS image coding with proximity maps," in *Proc. ICASSP '93*, pp.V-349-352, Minneapolis, Minnesota, Apr., 1993.
13. G. Lu, "Fractal image compression," *Signal Processing : Image communication*, Vol. 5, Nos. 3-4, pp.327-343, 1993.
14. 윤택현, 정현민, 김용규, 이완주, 박규태, "반복 수축 변환을 이용한 프랙탈 영상 압축," *전자공학회 논문지*, 제31권 B편, 제8호, pp.99-108, 1994.
15. T. Bedford, F. M. Dekking, M. Breeuwer, M. S. Keane, D. van Schooneveld, "Fractal coding of monochrome images," *Signal Processing : Image communication*, Vol. 6, No. 5, pp.405-419, 1994.
16. K. J. Wong, C. H. Hsu and C.-C. J. Kuo, "Fractal-based image coding with polyphase decomposition," in *Proc. SPIE conf. on Visual Communications and Image Processing '93*, Vol. 2094, pp.1207-1218, Cambridge, Massachusetts, Nov., 1993.
17. In Kwon Kim and Rae Hong Park, "Image cod-

- ing based on fractal approximation and vector quantization." in Proc. ICIP-94, Vol. III of III, pp.132-136, Austin, Texas, Nov., 1994.
18. Sung Hyun Han and Jong Soo Choi. "A hybrid

fractal-based image coding." in Proc. International Workshop on Intelligent Signal Processing and Image Communication Systems, pp. 119-123, Seoul, Korea, Oct., 1994.



韓成珪(Sung Hyun Han) 정회원

1968년 7월 26일생
 1990년 2월 : 중앙대학교 공과대학
 전자공학과 졸업(공학사)
 1992년 2월 : 중앙대학교 대학원 전
 자공학과 졸업(공학석사)

현재 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중
 *주관심 분야 : 영상처리 및 부호화, 광 변조, 적외선 신호처리 등



金東郁(Dong Wook Kim) 정회원

현재 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중
 한국통신학회 논문지 제20권 제5호 참조

崔宗秀(Jong Soo Choi)

정회원

1981년 9월~현재 : 중앙대학교 전자공학과 교수
 한국통신학회 논문지 제20권 제5호 참조