

HV 분할 방식을 이용한 fractal 영상 압축에 관한 연구

이 문 직, 정 진 현
 광운대학교 제어계측 공학과

A study of Fractal Image Compression with HV partition

Moon Jik Lee, Chin Hyun Chung

Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Kwangwoon Univ.

Abstract - Image coding based on fractal theory presents highly compressed image. In this paper, we discuss about compression of image using HV partition method. HV partition scheme divides the image adaptively in horizontal and vertical axis. And for reducing the encoding time for the domain-range comparison, we use classification scheme, which uses the order of brightness of the rectangular portion of the image. This paper focused on the technique to reduce coding time which is a problem in traditional fractal compression by adaptive selection of image and its classification method.

하면 이 변환 w 를 축소 변환(Contractive transform)이라 한다.

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

여기서 d 는 척도(metric)를 나타내고, s 는 변환 W 의 수축도(Contracity)를 나타낸다. 이러한 수축 변환으로 이루어진 계를 IFS(Iterated Function System)이라 한다.

변환 W 가 축소 변환이면, 변환 W 에 대해 다음을 만족하는 고정점 $x_w \in F$ 가 존재한다.

$$x_w = W(x_w) = \lim_{n \rightarrow \infty} W^{(n)}(x) \quad (2)$$

1. 서 론

프랙탈 이론은 자기 유사성(self-similarity)을 이용하여 대상체의 부분으로 전체를 표현하는 이론으로, 1977년 Mandelbrot에 의해 처음으로 소개되었으며 영상압축에 응용되었다. 프랙탈 부호화란 주어진 임의의 영상에서 화소 밝기값의 형태가 유사한 두 영역을 결정하고, 그들의 관계를 자기유사성의 성질을 이용하여 변환식으로 표시하는, 즉 반복 함수계를 찾는 것이다. 프랙탈 영상압축에서의 가장 큰 문제점은 복원시의 시간은 짧은데 비해 부호화 시간이 오래 걸리며 또 부호화 시간을 짧게 했을 경우, 화질이 떨어지는 문제점이 있다. Fisher는 이러한 문제를 해결하기 위해 가변 블록 분할법과 블록 특성 분류법을 적용하여 압축률과 부호화 시간의 효율성을 높이고자 하였다. 본 논문에서는 HV분할 방식으로 원 영상을 가변적으로 분할하고 블록 특성 분류법을 통해 부호화하는데 걸리는 시간을 단축시켰다. HV 분할 방식이란, Quadtree 분할방식과는 달리, 원래 영상을 수직, 수평적으로 분할하는데 직사각형을 이용한다. 이렇게 하면 전체 영상에 대한 레인지 영역을 줄일 수 있기 때문에 영상의 부호화 시 속도를 개선할 수 있다. 또한 블록 특성을 평균값과 분산값을 이용하여 분류함으로써 도메인 영역을 비교하는데 걸리는 시간을 단축시켰다.

본 논문의 구성은 2장에서는 프랙탈 부호화의 이론적 배경을, 3장에서는 HV 분할방법을, 4장에서는 실험결과를, 5장에서는 결론을 내렸다.

2. 이론적 배경

2.1 축소 변환(Contractive transform)

완전 척도 공간 (complete metric space)으로 정의되는 (F, d) 에서 정의되는 변환 $W: F \rightarrow F$ 가 모든 $x, y \in F$ 와 양의 실수 $s < 1$ 에 대해서 다음 식을 만족

$W^{(n)}(x)$ 는 초기치 x 에 대해 변환 W 를 n 번 실행함을 의미한다. 이런 식으로 초기 영상 x 에 대해 변환 W 를 반복적으로 적용하면 고정점 x_w 에 수렴하게 되는데 이 고정점 x_w 를 끌개(attractor)라 한다.

일반적으로 유한번의 자체 변환만으로 원래 영상에 정확히 일치시키는 것은 불가능하다. Barnsley는 임의의 영상집합이 원 영상과 닮은 정도를 설명하기 위해 Collage이론을 도입하였다.

2.2 Collage 이론

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

$$d(S, x_w) \leq (1-s)^{-1} d(S, W(S)) \quad (3)$$

이 식은 자신의 변환 $W(S)$ 가 원 영상 S 와의 차이가 작을수록 고정점 x_w 에 수렴한다. 이 때 수축비 s 는 수렴 속도를 결정하며, 이 값이 작아질수록 고정점에 빨리 수렴한다. 식 (3)을 만족하는 IFS를 구하고, 임의의 초기영상에 대해 IFS변환 W 를 반복적으로 적용해 가변 고정점 정리에 따라 원 영상을 복원해 갈 수 있다.

2.3 반복 함수계(Iterated Function System)

IFS란 자기 자신의 공간으로 사상(map)되는 축소 변환의 집합으로 단위 블록 영상간의 자기 유사성을 회전, 이동, 축소, 대칭변환이 가능한 Affine변환의 계수들로 표현한 후 임의의 초기 영상으로부터 이들을 반복 사용하여 원 영상을 복원하는 것으로 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$W_i \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

이 affine변환을 임의의 영상에 반복적으로 적용함으로써 원 영상을 복원할 수 있다.

$$J(x', y') = o_i + s_i [I(x, y)] \quad (5)$$

식 (5)는 화소값에 대한 두 영역의 유사성을 표시하며 s_i 는 Contrast scaling을 o_i 는 레인지 영역과 도메인 영역의 평균 화소값의 차인 offset값을 나타낸다. 영상 부호화는 축소 변환 w_i 의 각 계수를 구하는 과정으로 볼 수 있다.

3. 영상 압축 알고리즘

3.1 HV 분할 방식

HV분할 방식이란 영상을 수평, 혹은 수직적으로 분할하여 가변적인 직사각형 형태의 레인지 블록을 생성해 내는 방법으로 그 과정은 다음과 같다.

먼저 어떤 이미지 블록에서 행(row)과 열(column)의 화소값의 합을 계산한다. 그리고 그 블록의 인접한 열과 행의 차이에 선형 biasing함수를 곱한다. 즉, $N \times M$ 레인지에서 각 화소값을 $r_{i,j}$, ($0 \leq i < N$, $0 \leq j < M$)라 하면 수평적으로 계산한 화소들의 값 $\sum_j r_{i,j}$ 과 수직적으로 계산한 화소들의 값 $\sum_i r_{i,j}$ 를 계산할 수 있다. 그런 후 여기에 선형 biasing함수 $\min(j, M-j-1)/(M-1)$, $\min(i, N-i-1)/(N-1)$ 를 곱함으로써 수직, 수평의 차이를 계산할 수 있다.

$$h_j = \frac{\min(j, M-j-1)}{M-1} (\sum_i r_{i,j} - \sum_i r_{i,j+1}) \quad (6)$$

$$v_i = \frac{\min(i, N-i-1)}{N-1} (\sum_j r_{i,j} - \sum_j r_{i+1,j}) \quad (7)$$

위 두 식에서 $|h_j|$, $|v_i|$ 를 최대가 되게 하는 i, j 를 찾아, $|h_j|$, $|v_i|$ 중 큰 값에 의해 수평위치 j 로, 혹은 수직위치 i 로 분할 할 것인지 결정한다. 다음은 HV 분할 방식을 그림으로 나타낸 것이다.

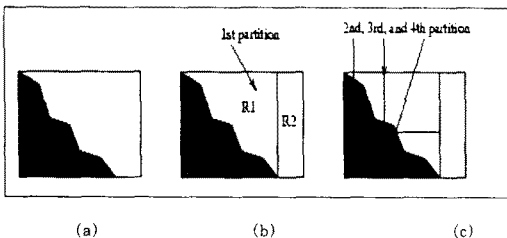


그림 1. 영상에서의 HV 분할 방법
Fig 1. HV partition in the image

각각의 영상은 수평적으로, 혹은 수직적으로 분할되어 두 개의 새로운 블록을 형성한다. 그리고 이러한 분할은 허용오차를 만족할 때까지 반복적으로 계속된다. (a)는 원래 영상을 나타낸다. (b)는 식(6)과(7)에 의하여 (a)를 두 개의 블록 R1과 R2로 분할한 그림이다. 그리고 (c)는 다음단계의 분할을 나타낸다. 이와 같은 방법은 영상을 분할하는데 정사각형으로 분할하는 quadtree방

법보다 좀 더 유연한 방법을 제공한다. 다음 그림은 이와 같은 방법으로 lena영상을 분할한 그림이다.

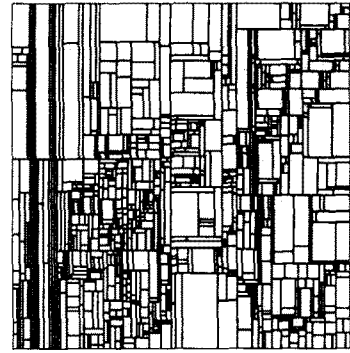


그림 2. lena 영상의 HV 분할
Fig 2. The partitioned Image of lena

3.2 블록의 분류화

도메인과 레인지의 비교탐색 시 각 레인지마다 모든 도메인과 비교가 될 경우, 부호화 시간이 상당히 길어진다. 그래서 부호화 시간을 단축하기 위해 도메인 블록의 분류화를 사용하였다. 도메인 블록의 분류화는 각 블록의 밝기값의 분포에 따라 이루어 진다. 즉, 각 블록을 4분면으로 분할한 다음, 각 4분면의 밝기값의 평균과 분산을 다음과 같이 계산한다.

$$A_i = \sum_{j=1}^4 r_j^i V_i = \sum_{j=1}^4 (r_j^i)^2 - A_i^2 \quad (8)$$

(r_j : 화소값, $i = 1, 2, 3, 4$)

이 때 가장 밝은 A_i 를 왼쪽 상단에 오도록 배열하면 배열 순서에 따라 다음의 그룹으로 분류할 수 있다.

Class 1 : $A_1 \geq A_2 \geq A_3 \geq A_4$.

Class 2 : $A_1 \geq A_2 \geq A_4 \geq A_3$.

Class 3 : $A_1 \geq A_4 \geq A_2 \geq A_3$.

각 Class는 식(8)에 따라 각각 회전(rotation) 및 뒤집음(flip)에 따라 6개의 subclass로 분류된다. 이 때 분산의 Subclass는 Scaling값이 양수일 때와 음수일 때 각각 다르게 배열된다. 그리하여 같은 형태를 가지는 도메인과 레인지끼리만 서로 비교된다.

4. 실험 결과

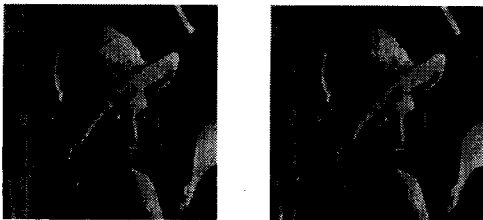
영상의 부호화시 부호화 시간은 탐색되는 도메인의 수가 많을수록, 레인지의 수가 많을수록 길어진다. 탐색되는 도메인의 수는 도메인 분류를 통하여 탐색되는 수를 감소시켰다. 그러나, 레인지의 수를 줄이게 되면 부호화 시간은 짧아지나 복원된 영상의 질은 떨어지게 된다. 그러므로 적정수의 레인지 설정이 필요하다. 본 논문에서는 레인지의 수를 1000개로 제한하였다.

본 실험을 위해 256×256 크기, 8bpp 256 그레이 레벨(gray level)의 lena 영상을 사용하였다. 그림 (3)은 HV 분할방법을 적용하였을 때 반복 횟수에 따라 복원되는 과정을 보여준다. (a)는 원래 영상, (b)는

1 번 반복했을 때의 영상을, (c)는 3번, (d)는 7번 반복 후의 영상을 나타낸다.



(a) 원 영상 (b) 1번 반복 후



(c) 3번 반복 후 (d) 7번 반복 후

그림3. 복원된 결과 영상
Fig3. The decoded image

복원한 영상의 화질평가를 위해 신호대 잡음비 (PSNR)값을 사용하였다. 신호대 잡음비는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [U(m, n) - U_r(m, n)]^2} \right] \quad (9)$$

식 (9)에서 $U(m, n)$ 은 원 영상이고, $U_r(m, n)$ 은 본 논문에서 제시한 알고리즘으로부터 복원해 낸 영상이다. PSNR값이 높을수록 화질이 높다. 다음의 표는 lena 영상을 복원할 때 각각의 반복횟수에 따른 신호대 잡음비를 나타낸 것이다.

반복 횟수	1	3	7
PSNR	14.32	26.99	29.93

표1. 복원된 영상의 반복횟수에 따른 PSNR값
Table1. The PSNR value through the iteration of decoded image

5. 결 론

본 논문에서는 두 가지 관점에서 프랙탈 압축의 효율을 높이고자 하였다. 수직, 수평적으로 가변적으로 분할하면서, 도메인의 분류화를 통하여 부호화 시간을 줄이는 방법을 제시하였다. 이 블록의 분류화는 영상 전체를

타색하는 대신에 블록 그 자체에 대해 도메인을 선택하는 방식을 택해 인코딩 시간을 상당히 줄였다. 그러나 복원된 영상은 분할에 따른 블록화 현상을 보였는데 이는 레인지 블록의 크기가 크면 이러한 현상은 더욱 두드러졌다. 이런 현상은 영상의 복호화(decoding)과정에서 스무딩 방법(smoothing technique)을 이용하여 해결할 수 있었는데, 스무딩을 한 후에는 PSNR값이 약간 감소하였다.

가변 분할 방법과 분류화를 통하여 영상의 부호화 시간은 단축시킬 수 있었지만 이 경우, 블록을 근사시키기 위해 Affine변환과 같은 선형 변환을 사용하므로 크기가 크고 복잡한 블록을 근사시키는 것은 어렵는데 이러한 분야에 대해서 좀 더 많은 논의가 계속되어야 할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] Yuval Fisher, "Fractal Image Compression", AK Peters, Ltd., 1993.
- [2] Ning Lu, "Fractal Imaging", Academic press, 1997
- [3] D.Saupe & R.Hamzaoui, "A guide Tour of Fractal Image Compression Literature", ACM SIGGRAPH'94 Course Notes, 1994
- [4] Gharavi-Alkhansari, M., Huang, T.S., Generalized image coding using fractal-based methods, Proceeding of the international Picture Coding Symposium PCS'94, 1994
- [5] Reusens, E., "Overlapped adaptive partitioning for image coding based on the theory of iterated function systems", Proceeding of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1994.
- [6] 박용기, 박철우, 김두영, "블록 근사화식의 적응적 선택을 이용한 프랙탈 영상 부호화", 정보처리 논문지, 제4권 제 12호, 1997년 12월
- [7] Barnsley, M., "Fractals Everywhere", Academic Press, 1988.
- [8] Ali, M., Clarkson, T.G., "Fractal image compression", 1st Seminar on Information Technology and its Applications(ITA'91), 1994.