

Perceptually Enhanced Matching을 사용한 삼차원 의학영상 Fractal Coding

신 흥 식, 안 창 범

광운대학교 전기공학과

Three Dimensional Fractal Coding of Medical Images with Perceptually Enhanced Matching

H.S. Shin and C.B. Ahn

Department of Electrical Engineering, Kwangwoon University

Abstract

A three dimensional fractal coding with a perceptually enhanced matching is proposed. Since most of medical images (e.g. computed tomography or magnetic resonance image) have three dimensional character, the searching region is extended to adjacent slices. For perceptually enhanced matching, a high frequency booster filter is used for prefiltering of the original image, and the least mean square error matching is applied to this edge enhanced image rather than the original image. From the simulation with the magnetic resonance images (255×255 , 8bits/pixel), the proposed algorithm provides excellent image quality with compression ratios higher than 10. Compared to existing fractal coding the algorithm also provides better subjective image quality with higher compression ratio.

I. 서 론

프랙탈 영상부호화는 영상내에 존재하는 자기유사성을 찾아서 부호화하는 방식으로서, 낮은 비트율에서 다른 부호화 방법들에 비하여 화질이 우수하다는 장점을 지니고 있다.

프렉탈 부호화 방법은 Jacquin, Fisher, Monro등에 의하여 개발되었는데^{[1]-[4]} Jacquin부호화 방법은 Markov operator에 의해 영역을 평탄불력, 중간복잡도 불력, 경계불력으로 나누어 평탄 불력에서는 밝기 보정없이 불력의 평균값은 계수로 사용하였고, 중간복잡도 불력에서는 밝기 보정, 천이에 의한 변환만 고려하고, 경계불력에서는 회전, 거울상의 대칭등의 변환도 고려하여 근사불력을 찾았다.

Fisher의 방법은 어느 크기의 정의역 불력을 이용하여 부호화했을 때 만족스럽지 못한 결과에는 불력을 4단 트리형식으로 계층적 분할하는 방법을 제시하여 화질면에서는 우수한

결과를 나타내었으나 시간적, 계산적인 면에서는 많은 단점 을 나타냈다. 상기 두 방법에서는 정의역불력과 치역불력의 유사성을 찾기위해 전체 영상의 모든 가능한 불력들을 비교하는 데 반하여 Monro의 방법은 비교할 정의역불력을 치역 불력의 이웃 4개의 불력으로 이루어진 2배 크기의 불력으로 국한하되, 선형적인 affine근사화식에 고차(high order)항을 추가시켜 근사화식의 오차를 줄이는 방법을 사용하여 빠른 부호화는 가능하였으나 근사화오차가 상대적으로 커서 화질이 저하되는 단점이 있었다.

기존의 방법들에서 정의역불력과 치역불력의 유사성을 보통 LMSE(Least Mean Square Error)를 척도로 사용하고 있으나 본 논문에서는 시각적으로 가장 적합한 matching불력을 찾기 위하여 먼저 눈의 특성을 고려하여 high frequency booster filter로 전처리 과정을 한 후 유사불력을 찾았다. 또한 의학영상의 삼차원 특성을 고려하여 탐색영역을 인접 slice로 확장한 삼차원 Fractal Coding을 도입하여 핵자기 공명영상에 적용하였다.

본 논문의 구성은 II장에서 프렉탈 영상압축의 이론적 배경에 대해 간략히 설명하고, III장에서는 제안된 부호화기의 알고리즘을 기술하며, IV장에서 모의실험 결과와 함께 기존 방법과의 차이점을 살펴보고 V장에서 결론을 기술하였다.

II. 프렉탈 영상 압축이론

영상안의 단위불력 영상간의 자기유사성(self similarity)을 affine변환의 계수들로 표현하여 임의의 초기영상으로부터 이들을 반복사용함으로써 궁극적인 영상을 복원하는 기법을 IFS(Iterated Function Systems)라 한다. 즉,

$$W(B) = \bigcup_{i=1}^n w_i(B) \quad (1)$$

여기에서 w_i 은 affine변환을 나타내는데 특히 이들이 축소

변환일 경우, 변환 W 를 반복하여 적용하면 고정점으로 수렴하게 된다. 일반적으로 주어진 IFS에 대하여 항상 하나의 고정점만이 존재하며 이러한 고정점을 끌개(attractor)라고 한다.

일반적으로 변환 W 가 주어질 때 끌개는 단순한 연산으로 쉽게 얻을 수 있으나, 주어진 영상과 동일한 또는 비슷한 끌개를 갖도록 하는 변환시스템을 구성하는 것은 어렵다. 이와같은 변환시스템을 구성하는 것이 Fractal Encoding이 된다. 아래의 콜라쥬정리(collage 정리)는 Fractal Encoding의 수치적인 해를 구할 수 있는 근거를 마련해 준다. 즉, 변환 W 의 끌개를 c 라 하고 축소비를 s 라 할 때, 변환 W 는 임의의 $x \in X$ 에 대하여 다음식을 만족하고 주어진 영상 x 와 그 자신의 변환 $W(x)$ 의 차이가 작으면 작을수록 끌개 c 는 영상 x 에 근접한다는 것을 나타내준다.

$$d(c, x) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(x), x) \quad (2)$$

여기에서 d 는 distance 함수를 나타낸다. 따라서 식 2를 사용하여 IFS를 구성하고 임의의 초기영상에 대해 IFS변환 W 를 반복적으로 적용해 가면 고정점 정리에 의하여 W 에 의해 부호화된 영상을 복원해 낼 수 있다.

IFS에서 축소 함수는 일반적으로 비선형적인 함수 등 일반 함수를 사용하나 영상 압축에서는 다루기 쉬운 affine변환을 주로 이용한다. 이차원에서 정의되는 affine변환은 원래의 모양에 축소, 회전등의 변화를 준다. Affine변환을 수식으로 표현하면 식 3과 같다.

$$w_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i & c_i \\ 0 & d_i & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ o_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

실제로 전체영상을 표현할 수 있는 IFS를 구하기는 어렵기 때문에 Fractal Coding에서는 전체 영상을 분할하여 IFS를 적용하게 된다(분할 반복함수계 : Local Iterated Function Systems(LIFS)).

그레이 영상의 압축에 적용된 분할 반복 함수계의 affine 변환식은 아래와 같이 주어진다.

$$w_i \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & b_i & 0 \\ c_i & d_i & 0 \\ 0 & 0 & s_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ o_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기에서 z 는 graylevel을 나타내고 s_i 는 contrast scaling을, o_i 는 평균계조도 변환을 나타낸다. 전체 영상의 IFS는 각각의 LIFS를 통해 얻은 고정점들의 합집합으로 나타내어진다.

III. 영상부호화

임의의 영상을 부호화하기 위해서는 먼저 영상을 블럭으로 분할하고 생성된 각 블럭간에 존재하는 자기 유사성을 발견하여야 한다. 본 논문에서는 표준편차를 이용하여 영상의 복잡도의 변화가 거의 없는 평탄영역과 에지영역으로 분류하였고, 부적절한 표준편차의 임계치에 의해 잘못 판단된 영역을 막기 위하여 각 블럭의 주변블럭을 검토하여 상하좌우가 에지영역이고, 그 블럭만 평탄영역으로 분류되었을 때는 그 블럭은 에지영역으로 간주하였다.

보통 의학영상에서는 에지성분에 보다 많은 정보를 포함하고 있기 때문에 그림1의 high frequency booster filter를 사용하여 원 영상으로부터 에지가 강조된 영상을 만들었다. 레인지 블럭과 도메인 블럭의 정합는 에지가 강조된 영상에서 탐색하였으며, 평균값의 차이는 원 영상의 그레이 레벨의 평균값에서 부호화하였다.

$$\begin{array}{c} 1/4.5 \times \\ \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 12.5 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} \end{array}$$

그림1. Mask used for high frequency booster filter

프랙탈 변환은 축소변환(contractive mapping)과 affine 변환을 통하여 가장 근접한 affine변환의 계수를 찾아 반복 함수계를 구성하기 때문에, 탐색영역의 확장은 근본적으로 coding의 오차를 줄일 수 있다.

본 논문에서는 CT(Computed Tomography)나 MRI(Magnetic Resonance Imaging)등의 의학영상의 삼차원적인 특징을 이용하여 탐색영역을 인접 slice들로 확장시켰다. 이때 부호화에 소요되는 시간의 증가를 막기 위하여 삼차원구성에 첨부된 영상수만큼 탐색구간의 간격을 넓혀 탐색함으로써 전체 탐색시간은 일정하게 하였다.

그림 2은 제안된 알고리즘의 부호화 과정을 나타낸 것이다.

IV. 실험 및 고찰

제안된 프랙탈 영상압축 기법의 성능을 시험하기 위해 혼자 공명영상압축에 적용하였다.

255×255의 그레이레벨의 혼자기 공명영상을 블럭크기 5×5로 나누고, perceptually enhanced filtering을 하였고, 또한 탐색영역을 삼차원으로 확장하였다. 전체 부호화시간을 줄이기 위해 표준편차를 임계치로 하여 평탄영역과 에지영역으로 분류하였고, 이때 분류오류를 막기위하여 주변 블럭의

Perceptually Enhanced Matching을 사용한 삼차원 의학영상 Fractal Coding

분류값을 검사하여 고립된 평탄영역(상하좌우가 예지영역이며 가운데만 평탄영역)은 예지영역으로 재조정하였다. 각 영역에서 소요되는 비트수를 표1에 정리하였다.

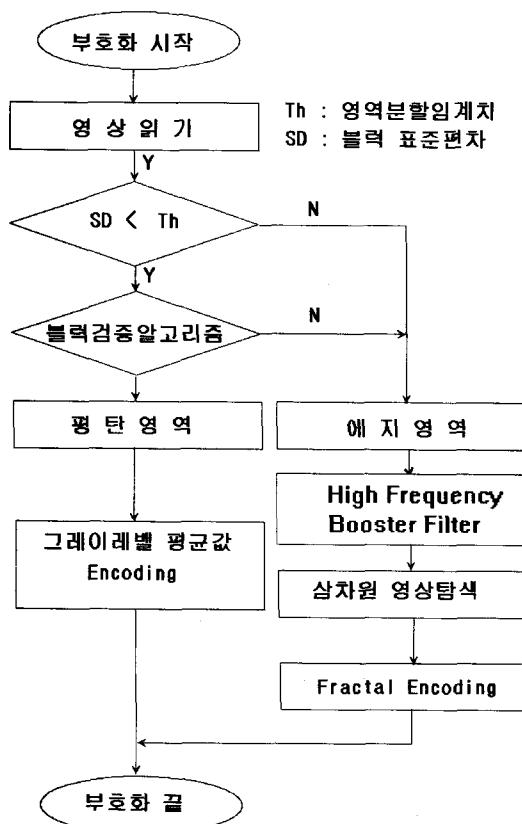


그림 2. 부호화 과정

<표 1 예지 및 평탄영역에서 소요되는 비트의 수>

| 탐색영역 | x | y | symmetry | shift | a | Total |
|------|---|---|----------|-------|---|-------|
| 예지영역 | 8 | 8 | 3 | 8 | 1 | 28 |
| 평탄영역 | . | . | . | 8 | 1 | 9 |

표1에서 x 및 y는 치역블럭의 좌표값을 나타내고 symmetry는 8가지로 간략화시킨 affine변환, shift는 matching블럭간의 gray level 차이값, a는 예지 및 평탄영역을 나타내기 위한 bit를 나타낸다.

복호화된 신호의 객관적 화질을 판단하기 위하여 아래의 최대신호대 잡음비(PSNR)를 이용하였다.

$$PSNR = -20 \log_{10} \left(\frac{rms}{2^n - 1} \right)$$

$$rms = \sqrt{\sum_{i,j} (\mu_{i,j} - \hat{\mu}_{i,j})^2} \quad (5)$$

여기에서 n은 graylevel에 할당된 bit수(=8)를 나타내고 $\mu_{i,j}$ 및 $\hat{\mu}_{i,j}$ 는 원영상 및 재구성된 영상의 graylevel을 나타낸다.

모의실험을 통하여 압축비 10이상에서 재구성한 영상을 그림3에 나타내었다. 그림3에서 (a)는 원영상을 나타내고 (b)는 범용적인 Fractal Coding을 사용한 압축영상, 그리고 (c)는 제안한 Fractal Coding을 사용한 압축영상을 나타낸다. 또한 perceptually enhanced matching 효과를 보다 잘 관찰하기 위하여 그림3의 일부분을 확대해서 그림4에 나타내었다. 그림 3 및 그림 4에서 볼 수 있듯이 제안한 Fractal Coding은 기존의 방법에 비하여 높은 압축비와 주관적으로 개선된 화질을 제공해 준다. 또한 압축비 10이상에서 원영상과 비교하여 거의 차이가 없는 재구성 영상을 제공해 준다.

V. 결 론

본 논문에서는 한정된 정보에서의 근사화를 통한 예려를 즐이기 위한 삼차원 확장 알고리즘을 제시하였고, 시각적으로 개선된 matching을 위한 perceptually enhanced prefiltering 방법을 제안하였다. 모의실험을 통하여 제안된 방법은 압축비 10이상에서 원영상과 거의 구분할 수 없는 재구성 영상을 얻을 수 있었으며 기존의 알고리즘에 비하여 높은 압축비를 유지할 수 있었다. 주변영역을 고려한 평탄/예지영역의 할당으로 압축비를 증가시켰고 탐색영역간격의 조정으로 삼차원 확장에도 탐색시간은 기존알고리즘과 동일하게 유지하였다. 의학영상은 본질적으로 왜곡이 최소가 되어야 하므로 고압축 Fractal Coding의 적용은 제한적이었으며 약 압축비 10내외에서의 의학영상압축이 적절한 것으로 나타났다.

참고문헌

- [1] M.F. Barnsley and L.P. Hurd, *Fractal Image Compression*, AK Peters, Wellesly, 1993
- [2] A.E. Jacquin, "Image Coding Based on a Fractal Theory of Iterated Contractive Image Transformations," *IEEE Trans. Imag. Proc.*, vol.1, pp. 18-30, 1992.
- [3] Y. Fisher, *Fractal Image Compression*, Springer-Verlag, New York, 1995
- [4] D.M. Monro, and F. Dudbridge, "Fractal Approximation of Image Blocks," *CASSP*, pp.III:485-488, 1992.

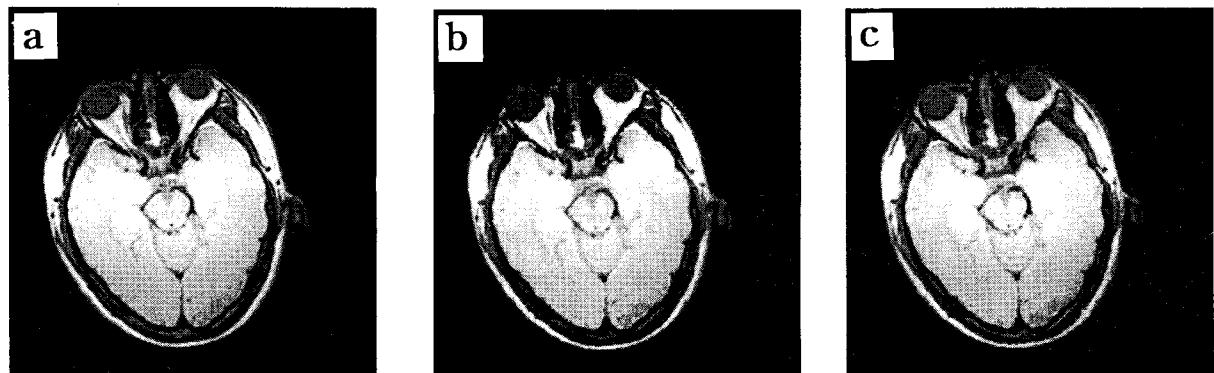


그림 3 Fractal Coding을 이용한 재구성 영상들

a) 원본, b) 범용적인 방법 PSNR = 20.49db, CR = 7.69

c) 제안된 방법 PSNR = 19.96 db, CR = 11.49

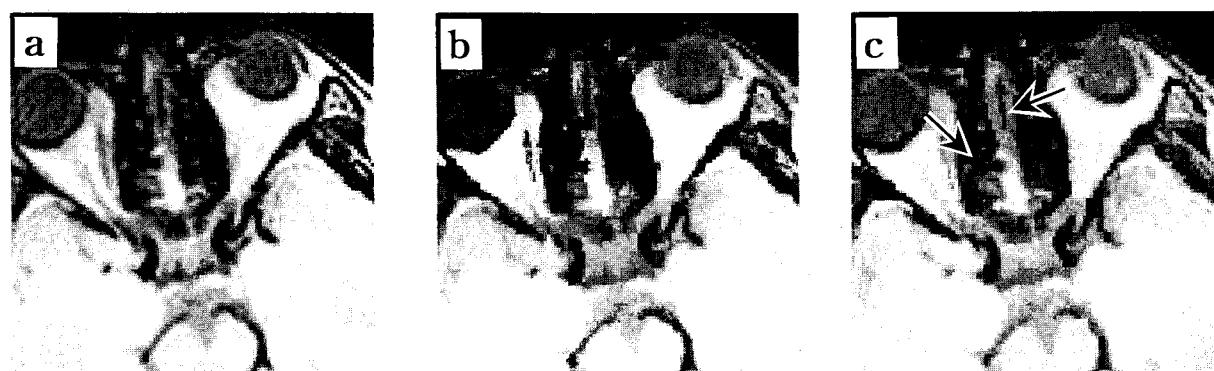


그림 4 Perceptually enhanced matching 효과를 관찰하기 위하여

그림 3을 확대한 영상들. 제안한 방법 (c) 이 기존의 방법 (b)에

비하여 개선된 matching 을 보여준다 (화살표).