

삼차원 의학 영상에서 시각적으로 향상된 정합을 사용한 프랙탈 부호화

안창범·송영철·신흥식

= Abstract =

Fractal Coding of Three Dimensional Medical Images with Perceptually Enhanced Matching

C. B. Ahn, Y. C. Song, and H. S. Shin

A new three dimensional fractal coding is proposed with a perceptually enhanced matching. Since most of medical images (e.g. computed tomography or magnetic resonance images) have three dimensional characters, searching regions are extended to adjacent slices. For a perceptually enhanced matching, a high frequency boost filter is used for pre-filtering images to be encoded, and a least mean square error matching is applied to the edge enhanced images rather than the original images. From simulation with magnetic resonance images (255×255 , 8bits/pixel), reconstructed images by the proposed compression algorithm show much improved subjective image quality with higher peak signal-to-noise ratio compared to those by existing fractal coding algorithms at compression ratios of about 10.

Key words : Fractal coding, Perceptually enhanced matching, Image compression, Medical imaging.

서 론

최근 정지영상 및 동영상의 표준화와 초고속 통신망의 발달 등으로 멀티미디어 통신이 가속화되고 있으며 이러한 추세는 의학 영상 분야에서도 PACS나 원격 의료 진단 등에서 나타나고 있다. 일반적으로 정지 영상이나 동영상은 데이터량이 크기 때문에 원활한 전송이나 저장을 위해서 영상 압축은 거의 필수적인 과정이라 할 수 있다. 정지 영상 및 동영상 압축의 국제 표준인 JPEG이나 MPEG에서 공통적으로 채택하고 있는 Discrete Cosine Transform(DCT)에 의한 부호화 기법은 압축율을 높이기 위해 고주파 성분을 줄임으로써 경계 부근에서 영상의 열화를 초래하고 저주파 성분의 양자화에 따른 불록화를 유발하는 문제점을 가지고 있다[1-2]. 이러한 문제점들을

극복하기 위하여 최근에 해상도와 무관하고 뛰어난 압축 효과를 가지는 프랙탈(fractal)을 이용한 영상 압축 기법에 많은 연구가 이루어지고 있다[3-6]. 프랙탈 이론은 물체를 구성하는 일부분이 전체의 모습을 닮은 자기유사성(self-similarity)에 기초를 두고 있다. 프랙탈을 이용한 영상 부호화의 원리는 국부적인 자기 유사성을 이용하여 부호화 하고자 하는 영상이 초기치와 무관하게 반복적인 축소 변환에 의해 고정점으로 수렴하는 성질에 기반을 두고 있으며, 이때 축소 변환의 계수가 영상 데이터 대신 부호화 된다. 프랙탈 영상 부호화는 낮은 비트율에서 다른 부호화 방법들에 비하여 화질이 우수하다는 장점을 가지고 있다.

기존의 방법들에서 도메인(domain)블록과 레인지(range)블록의 유사성을 찾는데 최소제곱오차(Least Mean

Square Error)를 사용하고 있으나, 본 논문에서는 보다 시각적으로 적합한 정합(matching)을 하기 위하여 먼저 눈의 특성을 고려하여 경계를 강조하는 고주파 증폭 필터 (high frequency boost filter)로 전처리를 한 후 정합 블록을 찾았다. 또한 의학 영상의 삼차원 특성을 고려하여 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확장하여 핵자기 공명 영상에 적용하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 프랙탈 영상 압축의 이론적 배경에 대해 간략히 살펴보았고, 3장에서는 제안한 부호 기의 알고리즘을 기술하였다. 4장에서 모의 실험 결과와 함께 기존 방법과의 차이점을 기술하였고, 5장에서 결론을 맺었다.

프랙탈 영상 압축 이론

1. 반복 함수계

자기 유사성을 갖는 프랙탈 구조란, 어떤 구조가 그 자체 내의 유사 구조의 반복에 의해 만들어지는 것을 말하며, 반복 함수계(Iterated Function Systems)란 영상의 자기 유사성을 affine 변환의 계수들로 표현하여 임의의 초기 영상으로부터 이를 반복 적용함으로써 궁극적인 영상을 복원하는 시스템을 뜻한다. 즉,

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

여기에서 w_i 는 affine 변환을 나타내며, I 는 임의의 영상이다. 특히 affine 변환이 아래의 식을 만족하는 축소 변환일 경우, 변환 W 를 반복하여 적용하게 되면 고정점으로 수렴하게 된다.

$$d(W(x), W(y)) \leq s \cdot d(x, y) \quad \forall x, y \in I \quad (2)$$

여기에서 d 는 distance 함수를 나타내고 s 는 축소비로 $0 < s < 1$ 이다.

일반적으로 주어진 반복 함수계에 대하여 하나의 고정 점이 존재할 경우 그 고정점을 끌개(attractor)라고 한다. 변환 W 가 주어질 때 끌개는 쉽게 구할 수 있으나, 주어진 영상과 동일한 또는 비슷한 끌개를 갖는 변환 시스템을 구성하는 것은 간단하지 않다. 이와 같은 변환 시스템을 구성하는 것이 프랙탈 부호화 과정이다.

2. 분할 반복 함수계 및 affine 변환

실제로 전체 영상을 표현할 수 있는 반복 함수계를 구하기는 어렵기 때문에 프랙탈 부호화에서는 전체 영상을 분할하여 반복 함수계를 적용하게 된다(분할 반복 함수계 : Local Iterated Function Systems). 그래이 영상의

표 1. Affine 변환의 계수를 간략화 시킨 8가지 형태

Table 1. Eight affine symmetries obtained by the simplification of the affine transform

형태	Affine 계수	내용
0	1 0 0 1	동일
1	-1 0 0 1	y축 대칭
2	1 0 0 -1	x축 대칭
3	-1 0 0 -1	180° 회전
4	0 1 1 0	y=x 대칭
5	0 1 -1 0	90° 회전
6	0 -1 1 0	270° 회전
7	0 -1 -1 0	y=-x 대칭

압축에 적용된 분할 반복 함수계의 affine 변환식은 아래와 같이 주어진다.

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

여기에서 x, y 는 위치를 나타내며, a_i, b_i, c_i, d_i 는 affine 변환의 확대, 축소, 회전 등을 나타내며, e_i, f_i 는 정합 블록의 이동을 나타낸다. 또한 z 는 그레이레벨을 나타내고 g_i 는 contrast scaling을, o_i 는 평균 그레이레벨의 차이를 나타낸다. 전체 영상의 반복 함수계는 각각의 분할 반복 함수계를 통해 얻은 고정점들의 합집합으로 나타난다. 실제 프랙탈 부호화에서는 먼저 축소변환을 한 후, 식 (3)의 a_i, b_i, c_i, d_i 를 간략화하여 표 1의 8가지 형태로 한정하였고, g_i 는 1로 고정시켰으며, (e_i, f_i) 및 o_i 는 정합 블록의 x, y 좌표 및 정합 블록 간의 평균 그레이레벨 차이로 부호화 하였다 (표 3 참조).

3. 콜라주 정리

콜라주(collage) 정리는 프랙탈 부호화의 수치적인 해를 구할 수 있는 근거를 마련해 준다. 즉, 변환 W 의 끌개를 A 라하고 축소비를 s 라 할 때, 주어진 영상 I 와 그 자신의 변환 $W(I)$ 와의 차이가 작으면 작을수록 영상 I 는 끌개 A 에 근접한다는 것을 나타낸다.

$$d(A, I) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(I), I) \quad (4)$$

따라서 부호화하고자 하는 영상에 대하여 분할 반복 함수계를 구성한 후 임의의 초기치에 대해 affine 변환 W

를 반복적으로 적용해 가면 콜라주 정리에 의하여 부호화된 영상을 복원해 낼 수 있다.

영상 부호화

부호화할 영상을 레인지 영역에서 정의하고, 축소된 영상을 도메인 영역에서 정의한다. 기본적인 프랙탈 부호화 방법은 부호화할 영상을 적당한 크기의 겹치지 않는 레인지 블록으로 나누고, 각 레인지 블록에 대해 affine 변환을 적용하여 가장 잘 정합하는 도메인 블록을 찾아 원영상 대신 affine 변환의 계수를 부호화하는 것이다.

복호화 과정은 같은 크기의 어떠한 초기치에서도 가능하며, 각 레인지 블록은 정합된 도메인 블록으로부터 부호화 정보를 사용하여 재구성된다. 모든 레인지 블록을 순환적으로 반복하여 계산하게 되면 원영상과 매우 가까운 영상이 만들어진다. 앞에서 언급한 콜라주 이론에 따라, 복호화된 영상이 원영상과 얼마나 가까운지는 부호화할 때 도메인 블록과 레인지 블록간의 정합의 정확도에 의해 결정된다.

본 논문에서는 기본적인 프랙탈 부호화 알고리즘에 시각적으로 향상된 재구성 영상을 위한 시각적인 정합을 도입하였고, 의학영상의 삼차원적인 특성을 이용하여 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확대하였다. 또한 부호화 시간의 단축을 위해 각각의 블록을 평탄영역과 경계영역으로 분할하였다. 이 세 가지 방법을 토대로 한 프랙탈 부호화 방식을 핵자기 공명 영상에 적용한 결과 최대신호대잡음비(PSNR)의 증가와 더불어 시각적으로 향상된 재구성 영상을 얻을 수 있었다(7-8). 이들 방법에 대한 기술은 아래와 같다.

1. 시각적 정합

최근 시각적인 효과를 고려한 코딩방법에 관한 많은 연구가 이루어지고 있는데, 이러한 방법들은 궁극적으로 영상을 보거나 판단하는 주체가 사람임을 고려하여 시각적인 측면을 코딩에 적극적으로 활용하고 있다(9-10). 시각적 효과의 한 예로 사람이 인지하는 영상의 정보는 보통 경계 부근에 치중되어 있고, 또한 전체적인 제곱오차의 크기 보다 경계선의 선명도가 주관적인 화질 판단에 더 큰 영향을 미치는 것을 생각할 수 있다[10]. 범용적인 프랙탈 부호화 방법에서는 도메인 블록과 레인지 블록간의 정합을 최소제곱오차로 찾기 때문에 블록 내의 경계 성분 보다는 전체적인 저주파 성분에 의하여 정합이 결정되며 이것이 재구성 영상에서의 화질 저화 특히 주관적인 화질 저화에 큰 원인이 되어 왔다. 따라서 본 논문에서는 저주파 성분의 정합보다는 경계 성분의 정합에 보다 중점을 둔 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 표 2

표 2. 고주파 증폭 필터의 마스크

Table 2. Mask of the high frequency boost filter

1 / 9 ×	-1	-1	-1
	-1	17	-1
	-1	-1	-1

와 같은 고주파 증폭 필터를 사용하여 원영상으로부터 경계가 강조된 영상을 만든 후, 원영상이 아닌 경계가 강조된 영상과 경계가 강조된 영상의 축소 변환된 영상에서 최소제곱오차 방법으로 정합을 찾았다. 표 2의 고주파 증폭 필터의 계수는 실험을 통하여 결정하였다. 경계가 강조된 영상으로부터 정합 블록의 좌표가 결정되면 도메인 블록과 레인지 블록간의 평균 그레이레벨 값의 차이는 경계가 강조된 영상이 아닌 원영상과 원영상의 축소영상에서 구함으로써 경계가 강조된 영상을 재구성하는 것이 아니라 시각적인 정합을 고려한 원영상에 가까운 재구성이 이루어지도록 하였다.

2. 정합 영역 확장

본 논문에서는 전산화 단층 촬영 영상(Computed Tomography)이나 핵자기공명영상(Magnetic Resonance Imaging) 등의 의학 영상이 삼차원적인 특징을 갖는 것을 이용하여 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확장시킴으로써 향상된 정합과 최대신호대잡음비의 개선을 얻을 수 있었다. 프랙탈 변환은 축소 변환과 affine변환을 통하여 가장 근접한 정합 블록을 찾아 반복함수계를 구성하기 때문에, 탐색 영역의 확장은 근본적으로 부호화의 오차를 줄일 수 있다.

3. 영역 분할

표준편차를 이용하여 영상을 복잡도의 변화가 거의 없는 평탄영역과 복잡도가 큰 경계영역으로 분류하여 평탄영역에 대해서는 프랙탈 부호화를 하는 대신에 그 해당 블록의 평균값만을 부호화하였다. 본 논문에서는 분류 오차를 최소화하기 위하여 분류하고자 하는 블록의 주변 블록들을 검토하여 주변블록들이 모두 경계영역에 속할 경우, 그 블록은 표준편차와 무관하게 경계영역으로 정의하였다.

결과 및 고찰

255×255 크기의 256 그레이레벨을 갖는 16장의 핵자기 공명 영상들을 시험 영상으로 사용하였다. 프랙탈 부호화의 레인지 블록의 크기는 압축비, 재구성 영상의 화질 등을 고려하여 정하는데, 본 연구에서는 압축비 10 정도를 목표로 설정하여 레인지 블록의 크기를 5×5로 하였고, 도메인 블록의 크기는 10×10으로 하였다. 프렉-

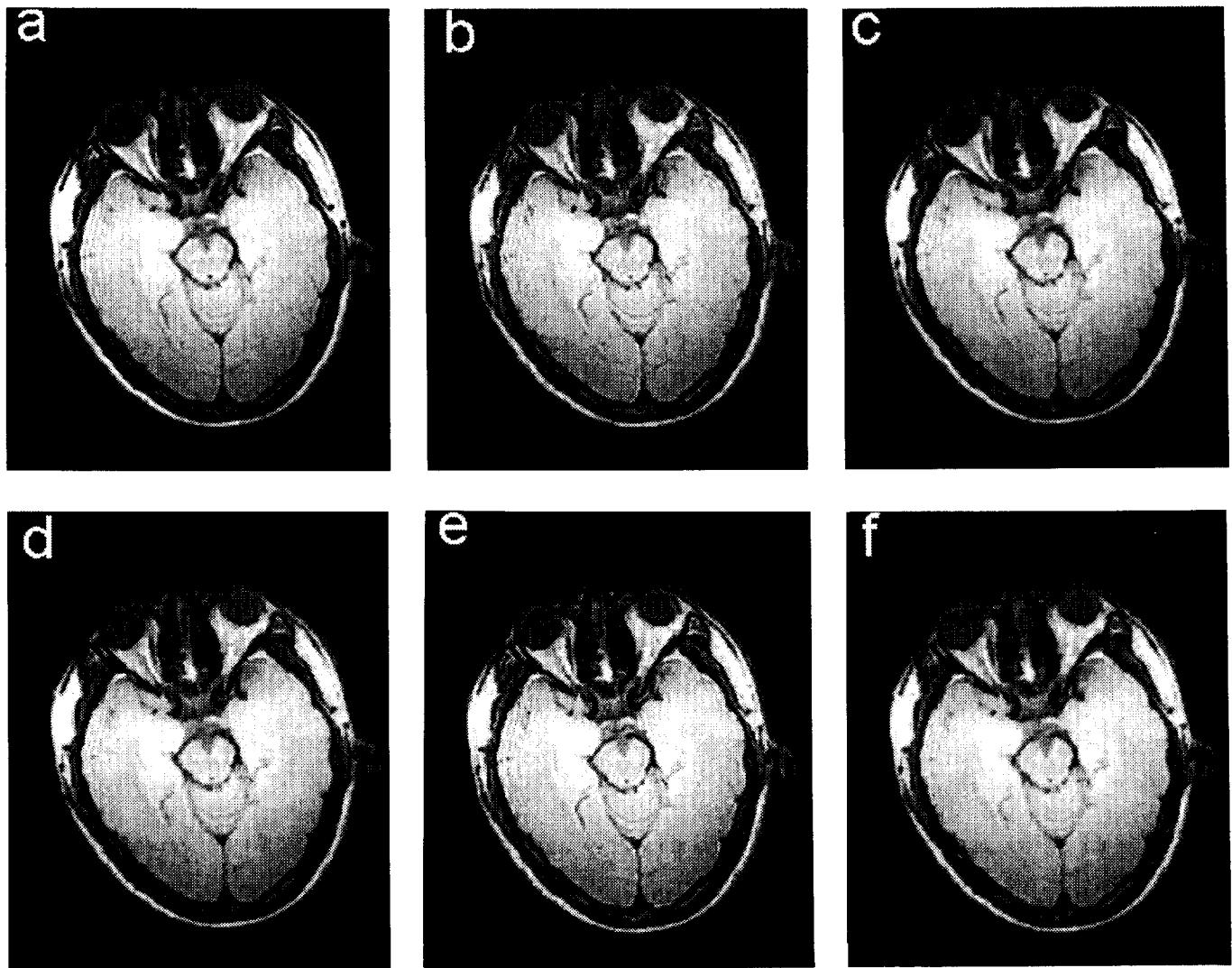


그림 1. 프랙탈 부호화를 이용한 재구성 영상들

(a) 원영상, (b) 시각적인 정합을 이용한 재구성 영상, (c) 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확장하여 재구성한 영상, (d) 영역분할을 이용한 재구성 영상, (e) 시각적인 정합과 삼차원 확장, 영역 분할을 모두 사용한 재구성 방법에 의한 재구성 영상, (f) 범용적인 방법으로 재구성한 영상

Fig. 1. Reconstructed images by various fractal coding algorithms

(a) Original image. (b) Reconstructed image by the perceptually enhanced matching. (c) Reconstructed image by the extension of the matching region to adjacent slices. (d) Reconstructed image by the region classification. (e) Reconstructed image by the proposed algorithm with the perceptually enhanced matching, matching region extension, and the region classification. (f) Reconstructed image by the conventional fractal coding

표 3. 프랙탈 부호화에서 경계 및 평탄영역에 따라 소요되는 비트의 수 및 압축비.

Table 3. Compression ratios and total bits required for the fractal encoding of a range block(5×5) depending on the edge and plain regions.

영 역	x좌표*	y좌표*	변환 형태	고레이레벨차	영역구분	합 계*	압축비*
경계영역	8(9)	8(9)	3	8	1	28(30)	7.14(6.67)
평탄영역	.	.	.	8	1	9	22.2

* ()안은 탐색영역을 원영상 및 세장의 인접 슬라이스들로 확장했을 때의 값.

탈 부호화에서 평탄영역과 경계영역에 따라 소요되는 비트 수 및 압축비를 표 3에 정리하였다. 표 3에서 x 및 y는 정합된 도메인 블록의 좌표 값을 나타내고, 변환 형태는 표 1에서 나타낸 8가지로 간략화 시킨 affine변환, 그레이레벨차는 정합 블록간의 평균 그레이레벨 차이값, 그리고 영역 구분은 경계 및 평탄영역을 표시하기 위한 비트를 나타낸다.

복호화된 신호의 객관적 화질을 판단하기 위하여 아래

표 4. 시각적인 정합, 탐색 영역의 삼차원 확장, 영역분할 등에 따른 프랙탈 재구성 영상의 최대신호대잡음비 및 압축비
Table 4. Peak signal-to-noise ratios and compression ratios of the reconstructed images with or without the perceptually enhanced matching, extension of the matching region to adjacent slices, and the region classification

재구성 영상	시각정합	탐색영역 확장	영역분할	최대신호 대잡음비	압축비
그림1,2(b)	○	×	×	27.94	7.41
그림1,2(c)	×	○	×	30.07	6.67
그림1,2(d)	×	×	○	28.84	10.62
그림1,2(e)*	○	○	○	28.96	10.07
그림1,2(f)**	×	×	×	28.85	7.41

○ : 적용 × : 적용하지 않음

* 본 논문에서 제안한 부호화 방법의 결과

** 범용적인 방법에 의한 부호화 결과

의 최대신호대잡음비(PSNR)를 이용하였다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (z_{ij} - \hat{z}_{ij})^2}} \quad (5)$$

여기에서 N 은 영상의 일차원 크기 (255)를 나타내고, z_{ij} 및 \hat{z}_{ij} 는 원영상 및 재구성된 영상의 그레이레벨 값을 나타낸다.

제안한 방법을 16장의 핵자기공명영상들에 적용한 결과 범용적인 방법[5]에 비하여 최대신호대잡음비의 향상과 더불어 시각적으로 개선된 재구성 영상들을 얻을 수 있었다. 본 논문에서 사용한 3가지 방식들이 부호화 과정에 미치는 영향을 실험에 사용된 한 슬라이스 영상에 대하여 아래와 같이 분석하여 보았다.

1. 시각적 정합 효과

표 4에서 보듯이 시각적인 정합을 도입하였을 때의 복호화된 영상은 범용적인 방법에 비하여 최대신호대잡음비가 떨어짐을 알 수 있다. 이것은 시각적인 정합이 제곱오차를 최소로하는 정합이 아니기 때문에 최대신호대잡음비 측면에서는 최적이 아닐 수 있으나, 시각적인 측면에서는 경계가 향상된 개선된 영상을 얻을 수 있는 방법이기 때문이다. 그림 1(b)는 복호화된 영상을 나타낸 것이다.

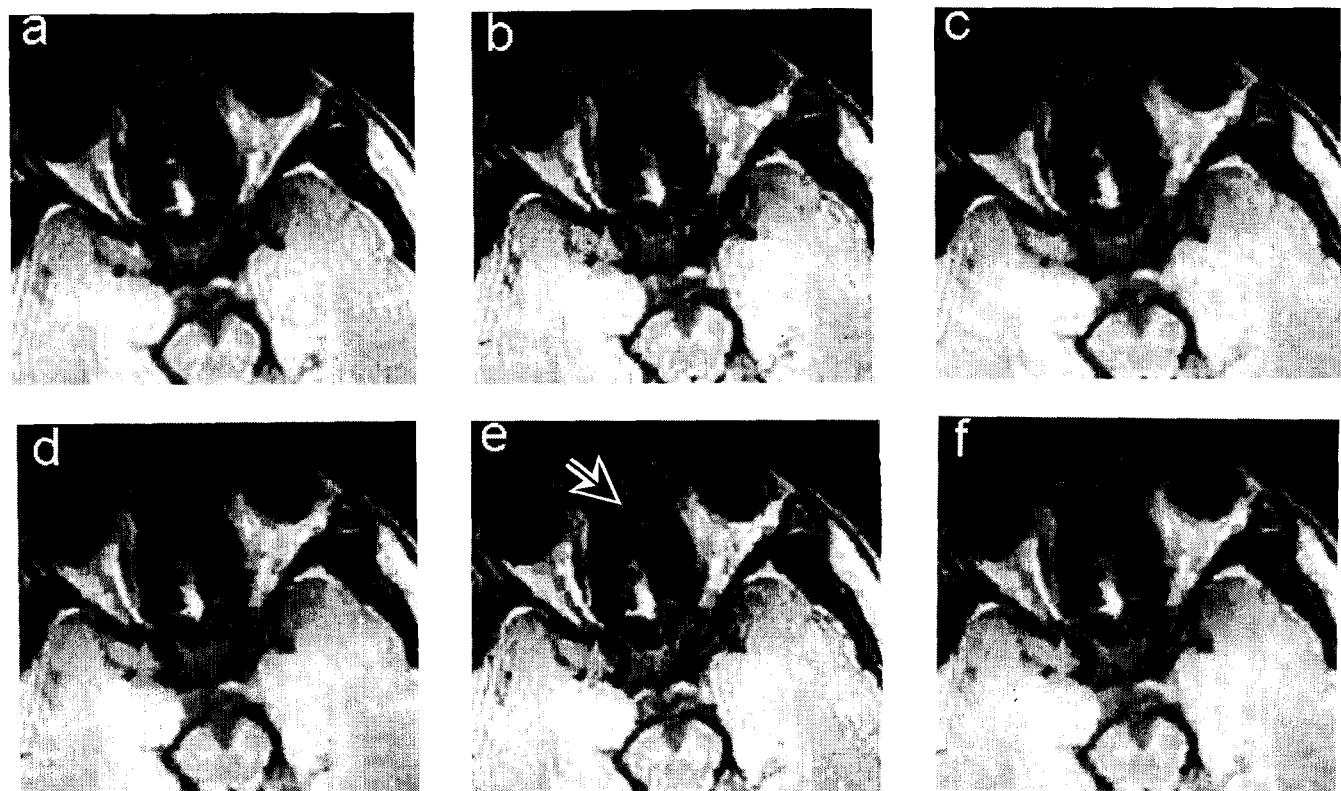


그림 2. 시각적인 정합의 효과를 관찰하기 위하여 그림 1을 확대한 영상들

(a) 원영상, (b) 시각적인 정합, (c) 탐색영역 확장, (d) 영역분할, (e) 제안한 방법, (f) 범용적인 방법

Fig. 2. Zoomed images of Fig. 1 to visualize the effects of perceptually enhanced matching

(a) Original image. (b) Reconstructed image by the perceptually enhanced matching. (c) Reconstructed image by the extension of matching region to adjacent slices. (d) Reconstructed image by the region classification. (e) Reconstructed image by the proposed algorithm. (f) Reconstructed image by the conventional fractal coding

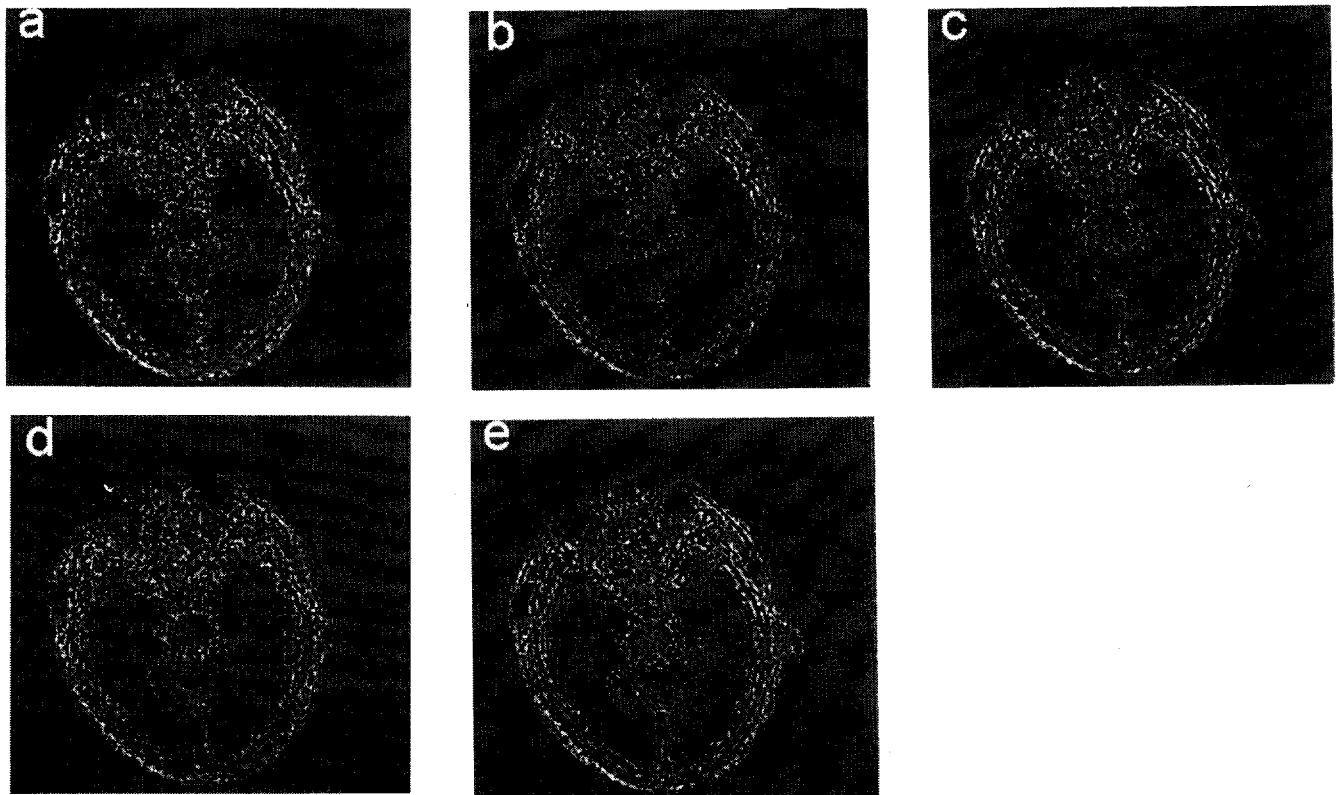


그림 3. 원영상과 재구성된 영상들과의 오차영상. 오차를 보다 잘 관측 할 수 있도록 오차 신호를 3배 증폭하였다
(a) 시각적인 정합을 사용한 오차영상, (b) 탐색영역을 확장한 오차영상, (c) 영역분할을 사용한 오차영상, (d) 제안한 방법의 오차영상, (e) 범용적인 방법의 오차영상

Fig. 3. Error images obtained by the subtraction of the reconstructed images from the original image. For a better visualization, error signal is amplified by a factor of 3

(a) Error image by the perceptually enhanced matching. (b) Error image by the extension of matching region to adjacent slices. (c) Error image by the region classification. (d) Error image by the proposed algorithm. (e) Error image by the conventional fractal coding

2. 삼차원 확장의 영향

정합을 위한 도메인 영역을 인접 슬라이스들로 확장함으로써 최대신호대잡음비의 향상을 얻을 수 있었다. 표 4에서 보듯이 도메인 영역을 확장함에 따라 슬라이스들에 대한 부호화 정보가 추가되어 압축비는 조금 감소하였으나, 최대신호대잡음비는 범용적인 방법에 비하여 1.2dB 증가하였다. 도메인 영역의 확장은 탐색시간의 증가를 가져오기 때문에 삼차원 확장은 원영상과 인접한 세장의 슬라이스들로 한정하였다. 그림 1(c)는 복호화된 영상을 나타낸 것이다.

3. 영역 분할의 영향

영역 분할은 부호화 시간의 단축과 압축비의 향상을 가져온다. 영역 분할 임계치는 영역 분할에 따른 최대신호대잡음비의 감소가 그다지 크지 않은 범위에서 정하였는데, 특히 대부분의 의학 영상의 경우 배경이 단순한 잡음

이기 때문에 영역 분할의 효과가 큰 것으로 나타났다. 그림 1(d)는 복호화된 영상을 나타낸 것이다.

4. 세 가지 방법을 합친 경우(본 논문에서 제안한 경우)

시각적인 정합을 도입함으로써 주관적인 화질의 향상과 더불어 야기되었던 최대신호대잡음비의 저하는 도메인 영역을 인접 슬라이스들로 확장함으로써 보상되었다. 그 결과 범용적인 방법 보다 시각적으로 개선된 재구성 영상(그림1(e))과 최대신호대잡음비의 향상을 얻을 수 있었다. 표 4에서 보듯이 최대신호대잡음비 및 압축비의 관점에서 보면 본 논문에서 제안한 방법에 의한 결과(그림 1(e))가 영역 분할만 채택한 결과(그림 1(d))와 비슷한 성능을 보이고 있으나, 재구성된 영상을 살펴보면 그림 1(e)가 그림 1(d)에 비하여 훨씬 윤곽이 뚜렷함을 알 수 있다. 시각적인 효과를 보다 잘 관찰하기 위하여 그림 1의 일부분을 확대해서 그림 2에 나타내었다. 그림 2에서 보듯이 제안한 방법(e)에 의한 재구성 영상이 범용

적인 방법 (f)에 의한 영상보다 시각적으로 향상되었음을 알 수 있다. 특히 화살표 부근에서 시각적인 정합을 사용한 재구성 영상이 범용적인 방법에 비하여 내부구조가 훨씬 뚜렷하게 나타남을 알 수 있다. 마지막으로 그림 3은 원영상과 재구성 영상과의 오차를 3배 증폭하여 나타낸 것이다.

결 론

본 논문에서는 범용적인 프랙탈 코딩의 성능을 개선하기 위하여 시각적으로 개선된 정합을 위한 전처리 필터링 방법을 제안하였다. 또한 정합 과정에서의 에러를 줄이기 위하여 의학영상의 삼차원적인 특징을 이용하여 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확장하였다. 모의 실험을 통하여 제안된 방법은 기존의 방법들에 비하여 높은 압축비 및 개선된 최대신호대잡음비, 그리고 시각적으로 향상된 영상을 재구성함을 확인할 수 있었다. 의학 영상은 본질적으로 왜곡이 최소가 되어야 하므로 프랙탈 의학 영상 압축은 약 10 정도의 압축비에서 적용하는 것이 적절한 것으로 나타났다.

참 고 문 헌

1. Digital Compression and Coding of Continuous-tone Still Images. Part 1: Requirements and Guidelines. International Standard 10918-1/CCITT Rec-

- ommendation T. 81..
2. ISO/IEC JTC1 CD 11172, "Information Technology-coding of Moving Pictures Associated Audio for Digital Storage Media up to about 1.5 Mbits/s-part 2:Coding of Moving Pictures Information," Tech. Rep., 1991.
 3. 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.
 4. D.M. Monro, and F.Dudbridge,"Fractal Approximation of Image Blocks," CASSP, pp. III:485-488, 1992.
 5. M.F. Barnsley and L.P. Hurd, Fractal Image Compression, AK Peters, Wellesley, 1993.
 6. Y. Fisher, Fractal Image Compression, Springer-Verlag, New York, 1995.
 7. 신홍식, 안창범, "Perceptually Enhanced Matching을 사용한 삼차원 의학영상 Fractal Coding," 대한의용생체공학회 논문집, 제17권 제1호, pp. 131-134, 1995.
 8. 신홍식, 송영철, 안창범, "시각적으로 향상된 Matching방식을 사용한 Fractal Coding 영상압축," 제3회 한국화상학회 논문집, pp. 52-58, 1995.
 9. N. Jayant, J. Hohnston, and R. Safranek, "Signal Compression Based on Models of Human Perception," IEEE Proc. vol.81, pp.1385-1422, 1993.
 10. A.B. Watson ed., Digital Images and Human Vision, MIT Press, Cambridge, 1993.

=국문초록=

시각적으로 향상된 정합을 사용한 삼차원 프랙탈 부호화 방법을 제안하였다. 전처리 단계 활용 영상이나 핵자기 공명 영상 등 대부분의 의학 영상들이 삼차원 특징을 가지고 있기 때문에, 탐색 영역을 인접 슬라이스들로 확장하였다. 시각적으로 향상된 정합을 위하여 원영상을 고주파 증폭 필터로 전처리를 하였으며, 최소제곱오차 정합은 원영상이 아닌 경계가 강조된 영상에 적용하였다. 핵자기 공명 영상들(255 × 255,8bits/pixel)로 모의 실험을 한 결과, 제안한 압축 알고리즘은 약 10정도의 압축비에서 기존의 프랙탈 부호화 알고리즘들에 비해 주관적으로 향상된 재구성 영상과 높은 최대신호대잡음비를 보였다.