

고속 프랙탈 복원 알고리즘

正會員 文龍浩*, 金炯淳*, 孫慶植*, 金潤秀**, 金在浩*

A Fast Fractal Decoding Algorithm

Yong Ho Moon*, Hyung Soon Kim*, Kyung Sik Son*,
Yoon Soo Kim**, and Jae Ho Kim* *Regular Members*

요 약

일반적인 프랙탈 복원 방식은 고속 복원에 있어서 몇 가지 문제점들을 지니고 있다. 본 논문에서는 이 문제점들에 대한 해결책을 제시하고 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘은 기존 방식속에 있는 일부 불필요한 복원 과정을 제거하고, 복원 과정의 종료 여부를 객관적으로 판단하기 위하여 수렴 척도를 도입한다. 그리고 복원할 영상과 유사한 초기 영상을 추정하여 영상을 복원한다.

모의 실험 결과로부터, 제안 알고리즘은 메모리의 증가없이 객관적인 수렴 척도하에서 3-4회의 복원만으로 영상을 복원할 수 있었다. 그리고 이때 복원된 영상의 화질은 기존의 복원 방식에 의한 복원 영상과 동일하였다.

ABSTRACT

Conventional decoding procedures have some problems in order to obtain reconstructed images with high speed. In this paper, the solutions of these problems are studied and a new fast decoding algorithm is proposed. The proposed algorithm uses a convergence criterion that is used to reduce the redundant iteration in the conventional method and to determine continuation of decoding. The initial image similar to original image is estimated firstly in this algorithm.

From the simulation results, the proposed algorithm is able to achieve the reconstructed image within 3-4 iteration under the objective criterion. Without any increment of the memory, the quality of the image reconstructed by the proposed algorithm has same quality as the conventional method.

I. 서 론

정보화 사회의 도래와 MultiMedia의 발전은 오늘날 우수한 디지털 영상 압축 기법의 개발을 요구하고 있다. 이같은 추세에서 프랙탈 영상 압축은 영상내의 자기 유사성(Self-Similarity)을 이용한 새로운 영상 압축 기법으로서, 많은 관심의 대상이 되고 있다. 일반

*부산대학교 전자공학과

**삼성 전자 영상 통신설 명터미너 센터

論文番號:95426-1214

接受日字:1995년 12월 14일

적인 프랙탈 영상 압축 기법[1]에 있어서, 압축 과정은 영상내의 자기 유사성을 가정한 후, 압축할 영상을 고정점(Fixed Point)으로 지나는 수축 변환(Contractive Transform)을 구하는 것이다. 그리고 영상의 복원 방식은 고정점 이론(Fixed Point Theorem)[1]에 근거하여 압축 과정에서 구한 수축 변환을 임의의 초기 영상에 반복적으로 적용하는 것이다. Jacquin[2]은 반복 함수계(Iterated Function System)를 기반으로 하여 디지털 영상에 대한 프랙탈 영상 압축/복원 알고리즘을 최초로 제안하였다.

그런데 Jacquin의 알고리즘은 몇 가지 문제점들을 지닌다. 특히, 압축시 요구되는 많은 계산량은 실시간 처리에 문제를 야기시켜 프랙탈 영상 압축 기법의 적용에 많은 제약을 가져 왔다. 따라서 이것은 프랙탈 영상 압축 기법의 가장 큰 문제점으로 인식되었고, 지금까지 많은 연구가 수행되어 왔다. 압축 과정의 개선에 관한 대표적인 연구로 Monro[3], Oien[4], 그리고 Viens[5]등의 개선 알고리즘들이 있다. 그리고 Hurtgen[6]은 수축 변환의 수렴성에 대한 계수값의 범위를 이론적으로 분석하였다.

한편 복원 과정은 몇 가지 문제점에도 불구하고 많은 연구가 수행되지는 못하였다. 기존의 복원 방식은 압축 과정에 비하여 상대적으로 적은 계산량과 간단한 과정으로 이루어진다. 그리고 최종 복원 영상의 수렴 여부는 고정점 이론에 의하여 보장되어 진다. 이같은 이유에서, 복원 과정의 개선에 관한 연구는 활발히 수행되지 못하였다. 그러나 점차로 프랙탈 영상 복원 방식의 개선에 관한 연구의 필요성이 증가하고 있다. 화상 전화 서비스, 화상 회의, VOD(Video on Demand)등의 MultiMedia 시스템과 CD-ROM 저장 시스템, 동영상 압축등에 대한 프랙탈 영상 압축 기법의 적용은 보다 빠른 영상 복원을 필요로 한다[7]. 지금까지 영상의 복원에 관한 연구로는 Oien[8]의 고속 복원 알고리즘과 복원 과정을 변형한 고속 복원 알고리즘[9]이 있다. 그러나 Oien의 알고리즘은 특정한 형태의 수축 변환에 관하여 제한된 조건에 의한 복원 방식으로 다른 프랙탈 영상 압축 기법에는 적용될 수 없는 한계를 지닌다. 또 변형된 고속 복원 알고리즘은 복원에 필요한 복원 횟수와 적합한 초기 영상 선정등과 같은 기존의 복원 방식에서의 문제점들을 해결하지 못하였다.

일반적으로 기존 복원 방식에서 고속 복원을 위하여 고려되어야 할 점은 크게 2가지로 요약할 수 있다. 첫 번째는 복원 과정에서 반복적으로 생성되는 출력 영상들의 수렴 정도를 반영할 수 있는 수렴 척도(Convergence Criterion)를 선정하는 것이다. 기존의 복원 과정은 고정점 정리로부터 보장된 수렴성에 근거하여 초기에 충분하다고 여기지는 복원 횟수를 설정하여 그 횟수만큼을 단순히 반복함으로써 영상을 복원하는 것이다. 이러한 기존 방식은 복원 영상마다 복원에 적합한 반복 횟수를 정할 수 없어 문제를 야기시킨다. 만약 설정된 반복 횟수가 작을 경우에는 충분한 수렴이 이루어지지 않아 저하된 화질의 영상이 복원되어 질 수 있다. 또한 횟수가 많을 경우에는 우수한 복원 영상을 얻을 순 있으나 불필요한 반복 과정에 따른 계산량의 증가를 가져올 수 있다. 따라서 복원 과정중에 출력 영상의 수렴 정도를 나타낼 수 있는 수렴 척도를 정의하고 이 기준에 따라 복원 과정의 종료 여부를 결정하는 것은 매우 중요하다. 두 번째는 기존의 복원 방식에 비하여 고속의 복원이 가능한 새로운 복원 방식을 개발하는 것이다. 앞에서 언급한 수렴 척도의 도입은 복원 속도를 개선시키기 위함이 아니라, 복원 화질의 저하없이 불필요한 복원 과정을 제거하는 것이다. 따라서 실질적인 복원 속도의 개선을 위하여 보다 빠른 복원 방식의 개발이 필요하다.

본 논문에서는 이와 같은 2가지 문제의 해결을 통한 새로운 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘은 먼저 수축 변환의 특성과 고정점 이론에 의하여 정의된 수렴 척도로 복원 과정의 종료 여부를 결정한다. 즉, 수렴 척도를 지역 블럭에 적용하여 지역 블럭의 수렴 여부를 판정하고, 수렴되지 않은 블럭들만을 계속 복원한다. 또한 임의의 초기 영상을 이용하는 기존 방식과는 달리 복원할 영상에 따라 적합한 초기 영상을 선정하여 영상을 복원한다. 이와 같은 새로운 방식들에 의한 제안 알고리즘은 객관적인 수렴 척도하에서 고속의 프랙탈 영상 복원을 수행하게 된다. 또한 변형된 고속 복원 알고리즘[9]과의 결합은 더욱 개선된 결과를 가져 오게 된다.

II. 이론적 배경

Mandelbrot[1]는 자연에 존재하는 불규칙한 현상들이 대부분으로 서로 닮은 꼴을 이루고 있으며, 단순한 규칙의 반복으로 표현될 수 있음을 보였다. Barnsley[10]는 내재된 변환 규칙을 구하기 위하여 수축 변환들로 구성된 반복 함수계를 제안하였다. 일반적으로 Complete Metric Space(F, d)에 있어서, 수축 변환 τ :

$$\tau: F \rightarrow F$$

$$\exists s < 1, d(\tau(x), \tau(y)) < s \cdot d(x, y) \text{ for } x, y \in F \quad (1)$$

와 같이 정의된다. 반복 함수계는 식 (1)을 만족하는 변환들중에서 압축한 영상을 고정점으로 하는 수축 변환들의 집합이다. 따라서 프랙탈 영상의 압축은 이 같은 반복 함수계를 구성하기 위한 일련의 과정이다. 프랙탈 영상 압축을 위한 반복 함수계의 구성에 있어서 Collage정리[1]는 중요한 이론적 배경이 된다.

$$d(f_{orig}, \tau^n(f_0)) \leq \frac{1}{(1-s)} \cdot d(f_{orig}, \tau(f_{orig})) \quad (2)$$

식 (2)에 의한 Collage 정리는 압축한 원 영상 f_{orig} 과 원 영상의 수축 변환 $\tau(f_{orig})$ 간의 오차가 작을수록, 원 영상과 그 고정점 $f_p (= \tau(f_p))$ 간의 오차는 감소한다는 것을 의미한다. 이 이론에 의하여, 프랙탈 영상의 압축 과정은 원 영상의 수축 변환과 원 영상 자신간의 오차를 최소로 하는 수축 변환을 구하는 것으로 간략화되어 진다. 실제에 있어서, 영상 압축은 원 영상을 겹침이 없는 부분 영상들로 분할하고, 분할된 각각에 대하여 최소의 오차를 가지는 수축 변환을 구하여 그 파라메타들을 부호화함으로써 전체 영상을 압축한다.

프랙탈 영상 압축 기법에 있어서, 기존의 복원 방식은 고정점 이론에 근거한 단순한 반복 과정이다. 식 (1)과 같이 정의되는 수축 변환은 고정점 이론에 의하여 끝개라 불리는 유일한 고정점을 지닌다[1]. 따라서 압축시 구해진 수축 변환은 Collage 정리에 의하여 원 영상에 근사한 단 하나의 고정점을 지니며 이는 고정점 이론에 의하여 복원된다. 수축 변환 τ 에 대하여 그 고정점을 f_p 라 할때, 고정점 이론은 다음 식 (3)과 같이 표현되어 진다.

$$f_p = \tau(f_p)$$

$$f_p = \lim_{n \rightarrow \infty} \tau^n(f_0) \quad \text{for } f_p, f_0 \in F \quad (3)$$

식 (3)은 어떤 한 수축 변환의 고정점은 그 변환에 대하여 불변임을 보여준다. 그리고 수축 변환이 주어질 경우, 그 고정점은 임의의 초기 점 f_0 에 주어질 변환을 반복 적용함으로써 얻어질 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 프랙탈 영상의 복원은 전송된 수축 변환의 파라메타를 이용하여 임의의 초기 영상에 수축 변환을 반복하는 것이다. 그림 1은 기존의 프랙탈 영상 복원 방식에 있어서 하나의 지역 블록에 대한 복원 과정을 보여 준다.

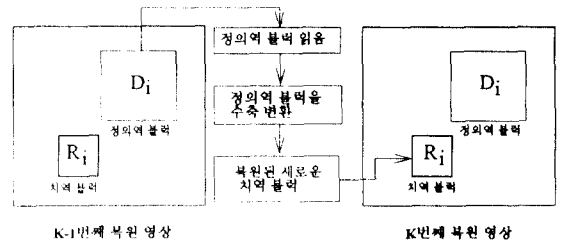


그림 1. 기존의 프랙탈 영상 복원 과정
Fig. 1 The conventional fractal decoding procedure

이와 같은 복원 방식은 고정점 이론에 의하여 최종 복원 영상의 수렴이 보장되어 진다. 그러나 수렴에 필요한 반복 횟수는 고정점 이론에 의하여 결정될 수는 없다. 그러므로 기존의 복원 방식은 복원 초기에 수렴이 충분하다고 판단되는 반복 횟수를 설정하고, 임의의 초기 영상에 대하여 주어진 횟수만큼 반복함으로써 이루어진다.

III. 제안 알고리즘

기존의 프랙탈 영상 복원은 모든 지역 블록에 그림 1의 과정을 주어진 복원 횟수만큼 적용함으로써 이루어 진다. 그러나 복원한 영상과 초기 영상의 선정에 따라서 영상의 복원에 필요한 복원 횟수는 일반적으로 일정하지 않다. 즉, 복원 환경에 따라 복원에 필요한 반복 횟수는 달라진다는 것이다. 그러므로 기존의 방식에서 수렴 여부를 판단할 수 있는 정도의 도입은 매우 중요하다. 또한, 프랙탈 영상 압축의 실질적인

적용에 있어서 고속 복원 방식의 개발도 아울러 요구되어 지고 있다. 이러한 두 가지 문제를 극복하기 위하여 본 장에서는 기존의 프랙탈 영상 압축에 관한 이론으로부터 수렴 척도를 정의한다. 그리고 수렴 척도하에서 새로운 고속의 영상 복원 알고리즘을 제안한다.

3.1 수렴 척도를 이용한 복원 방식

일반적으로 출력 영상의 수렴 정도를 알 수 있는 가장 명확한 방법은 끝개와 출력 영상간의 오차를 계산하는 것이다. 그러나 복원 과정에서 끝개를 미리 알 수는 없으므로 이것은 불가능한 일이다. 따라서 출력 영상의 수렴 정도를 알기 위하여 끝개와 출력 영상간의 오차를 간접적으로 반영할 수 있는 새로운 방법을 개발하여야 한다. 본 절에서는 기존 복원 방식에서 출력 영상들간의 관계를 이론적으로 살펴봄으로써 수렴 척도를 도입하고자 한다.

임의의 초기 영상을 f_0 라 할때, k-1번째 출력 영상 f_{k-1} 와 k번째 출력 영상 f_k 간에는 다음과 같은 관계가 성립함을 알 수 있다.

$$f_k = \tau^k(f_0) = \tau(f_{k-1}) \quad (4)$$

식(1),식(3), 그리고 식(4)로부터 다음의 두 수식은 쉽게 유도되어 진다.

$$d(f_p, f_k) < d(f_p, f_{k-1}) \quad (5)$$

$$d(f_{k+1}, f_k) < d(f_k, f_{k-1}) \quad (6)$$

여기서 f_p 는 끝개를 나타낸다. 출력 영상과 끝개간의 관계를 나타내는 식 (5)는 반복이 계속될수록 출력 영상과 끝개간의 거리가 단조적으로 감소함을 보여준다. 식 (6)은 기존의 복원에 있어서 복원 영상들간의 관계를 보여준다. 식 (6)에서 알 수 있는 중요한 사실은 초기 영상에 관계없이 복원이 계속될수록 복원 영상들간의 거리가 단조적으로 감소한다는 것이다. 이 두 식들이 의미하는 바는 기존의 복원 과정에서 생성되는 출력 영상들은 끝개로 단조적으로 수렴하며, 아울러 이때 출력 영상들간의 거리도 단조적으로 감소해 간다는 것이다. 이 사실은 출력 영상들의 수렴 척도에 관한 구체적인 지식이 없어도 수렴 정도의 간접

적인 추정이 가능함을 암시한다. 본 논문은 이같은 사실에 기초하여 식(7)과 같은 수렴 척도를 제안한다.

$$d(f_k, f_{k-1}) < \text{Threshold} \quad (7)$$

식(7)에 의한 프랙탈 복원 방식은 매 반복마다 이전의 출력 영상과 현재의 출력 영상간의 오차를 구하고, 이를 임계값과 비교함으로써 복원 과정의 종료 여부를 결정하는 것이다. 따라서 수렴 척도는 프랙탈 복원 과정의 종료 여부를 판정하는 데 객관적인 기준으로 작용한다. 그러나 식(7)의 수렴 척도는 거리 계산에 의한 부가적인 계산량의 증가를 가져온다. 이것은 기존 복원 방식에 존재하는 특징을 이용함으로써 해결될 수 있다.

일반적으로 기존의 복원 방식에 있어서 모든 지역 블럭들의 수렴 속도는 서로 동일하지 않다. 이것은 압축에서 구한 각 지역 블럭의 수축 변환들이 서로 동일하지 않기 때문이다. 따라서 기존의 복원 방식에서 수렴 속도가 빠른 지역 블럭은 몇 번의 반복에 의하여 수렴이 이루어져서 그 후의 출력 영상에서는 거의 변화하지 않은 영역으로 존재한다. 이같은 사실은 Jacquin의 논문[2]에서 쉽게 알 수 있다. Jacquin은 8회의 복원 횟수로 영상을 복원하면서 매 회 생성된 복원 영상들을 논문에 수록하였다. 수록된 출력 영상들을 볼 때, 반복이 증가할수록 많은 부분들이 일정한 화질을 유지한 채 더 이상의 개선없이 계속 복원되어짐을 알 수 있다. 이처럼 기존의 복원 방식에서는 많은 지역 블럭에 대하여 불필요한 복원이 수행되어 지고 있다.

본 논문은 이같은 불필요한 복원을 제거함으로써 수렴 척도 도입에 따른 계산량의 증가를 보상한다. 제안 방식에서는 식(7)과 같은 수렴 척도를 각 지역 블럭에 적용하여 수렴 여부를 판정한다. 수렴이 이루어진 지역 블럭은 다음의 복원 과정에서부터 제외시키고, 수렴되지 않은 지역 블럭들만을 복원한다. 그리고 복원 과정의 종료 여부를 결정하기 위한 전체 영상에 대한 수렴 척도는 수렴이 이루어지지 않은 지역 블럭에 한하여 계산된다. 즉, 수렴이 이루어지지 않아 복원 과정을 거치는 지역 블럭들의 오차를 합하여 전체 영상의 수렴 척도로 이용한다는 것이다. 왜냐하면 수렴된 지역 블럭의 오차는 매우 작으므로 전체 영상

에 대한 수렴 척도의 계산에 큰 영향을 미치지 않기 때문이다. 그림 2는 수렴 척도를 이용한 영상 복원 방식의 순서도이다.

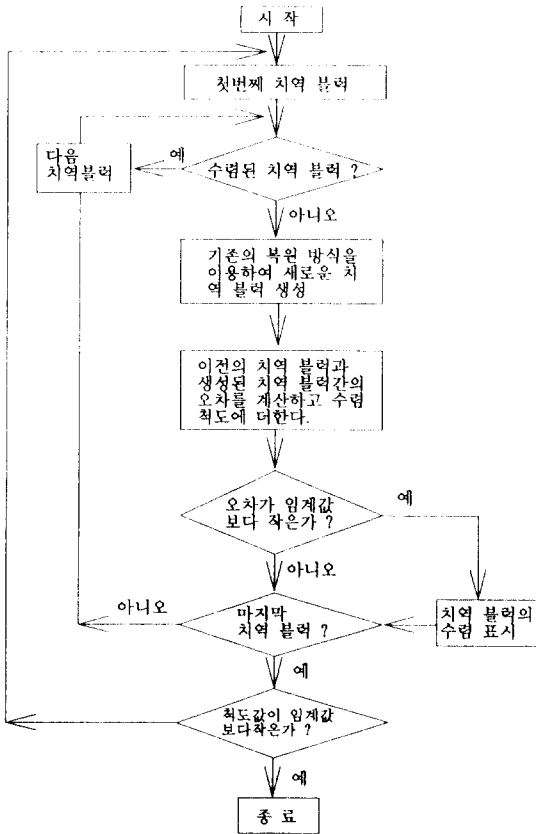


그림 2 수렴 척도를 이용한 복원 알고리즘의 순서도
 Fig. 2 Flow chart of a decoding algorithm with a convergence criterion

그림 2와 같은 복원 방식은 복원이 계속될수록 배회 복원되는 블럭의 수를 감소시킨다. 따라서 수렴 척도의 도입에 따른 계산량의 증가는 복원한 블럭 수의 감소로 인한 기존 복원 계산량의 감소로써 보상되어 진다. 한편 제안 방식에서 각 지역 블럭의 수렴 여부를 표시하기 위하여 각 블럭마다 1bit의 상태 비트 (Flag Bit)가 이용된다.

3.2 고속 영상 복원 방식

앞 절에서 제안한 수렴 척도를 이용한 영상 복원 방식은 복원 과정의 종료 여부를 판정하는 데 있어 객관적인 기준을 이용할 수 있는 잇점을 지닌다. 본 절에서는 고속 복원이 가능한 새로운 복원 방식을 제안한다. 그리고 이를 앞 절의 제안 방식과 결합하여 새로운 복원 알고리즘을 최종적으로 제안한다.

(1) 초기 영상 추정에 의한 영상 복원

지금까지 프레임 영상 복원은 임의의 영상을 초기 영상으로 설정하였다. 이것은 고정점 이론으로부터 보장된 수렴성으로 인하여 이론적으로는 큰 문제를 야기시키지 않았다. 그러나 영상의 고속 복원에 있어서는 문제를 야기시킨다. 일반적으로 임의로 설정되는 초기 영상이 복원 속도에 많은 차이를 가져 올 것이라는 것은 자명한 사실이다. 즉, 초기 영상이 고정점에 얼마나 가까운가에 따라서 복원에 필요한 반복 횟수는 달라진다. 따라서 고정점에 가까운 영상을 초기 영상으로 설정할 수 있다면 보다 빠른 영상의 복원이 이루어질 것이다. 본 논문은 압축된 데이터로부터 고정점에 보다 가까운 초기 영상을 추정하여 영상을 복원하는 방식을 제안한다.

프레임 영상 압축에서 이용되고 있는 대표적인 수축 변환은 아핀 수축 변환(Contractive Affine Transform)으로서 그 계수들은 최소 자승법에 의하여 구해진다. 최소 자승법은 지역 블럭과 공간 축소된 정의역 블럭간의 대응 화소들을 2차원 평면상의 한 점으로 나타내고, 이 점들의 분포로부터 가장 오차가 작은 직선의 계수를 구하는 것이다. 그림 3은 2차원 평면상에

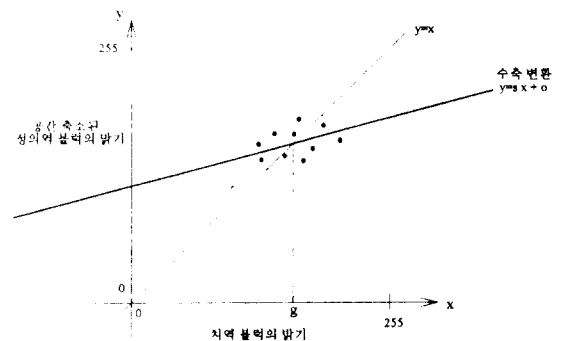


그림 3 최소 자승법을 이용한 수축 변환의 계수 선정
 Fig. 3 The selection of coefficients of contractive transform using least mean square method

서 분포한 점들과 이때 구해진 수축 변환을 나타낸 것이다.

프랙탈 영상 압축은 모든 지역 블록에 대하여 그림 3과 같은 수축 변환중에서 가장 작은 오차를 지니는 수축 변환과 그때의 정의역 블록, 즉 정합 블록을 구하는 것이다. 그런데 밝기 변화가 심하지 않은 지역 블록의 경우, 지역 블록과 정합 블록(Matching Block) 간의 대응점들은 그림 3의 타원과 같이 좁은 분포를 지닌다. 그리고 이때 구해진 수축 변환과 직선 $y=x$ 의 교점 g 는 그림 3에서와 같이 지역 블록의 밝기 범위내에 존재한다. 따라서 밝기 변화가 심하지 않은 블록들에 대하여 교점 g 를 구하여 이를 초기 영상으로 설정하는 것은 큰 무리가 없을 것이다. 이러한 배경에서 본 논문은 m 번째 지역 블록에 대하여 그 초기 밝기를 식(8)과 같이 설정한다.

$$g_{ij} = \frac{o_m}{1-s_m} \quad \text{when } 0 \leq \frac{o_m}{1-s_m} \leq 255 \quad (8)$$

$$= 128 \quad \text{otherwise}$$

여기서 s_m 은 m 번째 지역 블록에 대한 수축변환의 기울기 계수이고, o_m 은 오프셋 계수이다. 일반적으로 밝기 변화가 심하지 않은 블록들은 전체 영상에서 많은 부분을 차지한다. 따라서 식(8)과 같은 초기 영상의 설정은 지역 블록내의 밝기값중에 한 값을 초기값으로 하는 것으로서 영상 복원에 효과적일 것이다. 또한 이것은 지역 블록당 1회씩의 덧셈과 곱셈이 사용되므로 계산량의 증가가 매우 작은 잇점을 지닌다.

(2) 재귀적 영상 복원 [9]

그림 1과 같은 기존의 영상 복원은 복원할 영상과 동일한 크기의 메모리 2장을 이용하여 모든 지역 블록을 동일한 횟수만큼 복원하는 것이다. 이러한 기존의 방식에서, 모든 지역 블록은 동일한 횟수로 복원된 정의역 블록들이 수축 변환됨으로써 복원되어진다. 그런데 변환될 정의역 블록이 복원된 횟수에 비해 고정점과 가까울수록, 이를 수축 변환하여 얻어지는 새로운 지역 블록은 더욱 고정점에 근사할 것이다. 그림 4와 같은 기존의 재귀적 영상 복원 방식[9]은 이같은 이유에서 제안되었다.

그림 4에서 정의역 블록이 지역 블록보다 윗부분에 위치할 경우, 복원할 지역 블록에 대한 정의역 블록

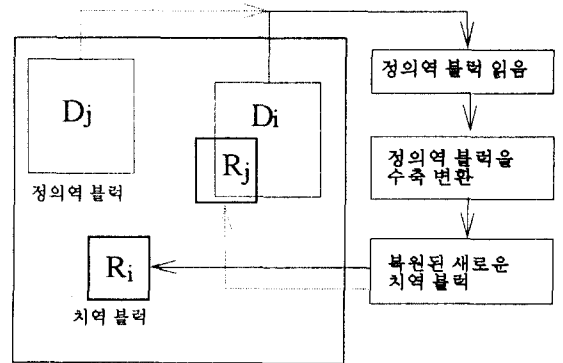


그림. 4 재귀적 영상 복원 방식
Fig. 4 Recursive fractal decoding method

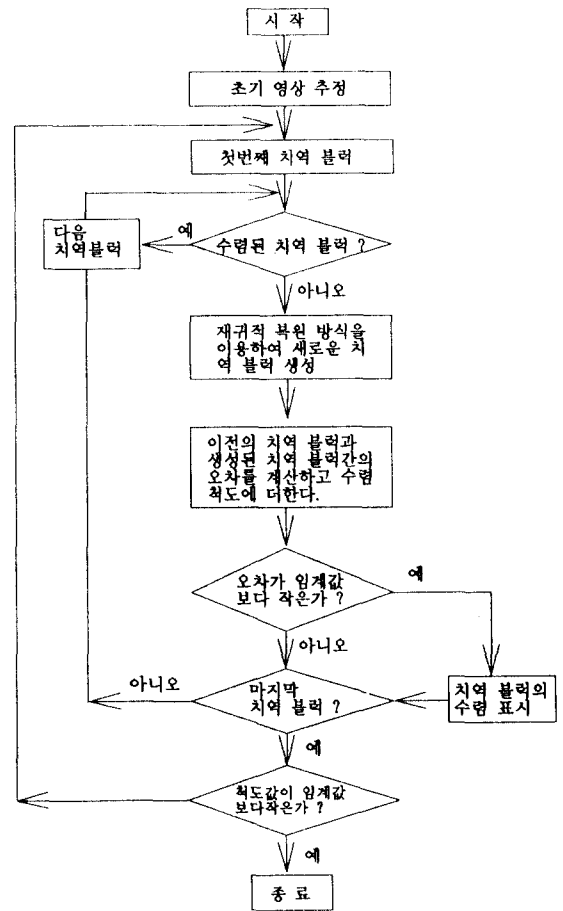


그림. 5 수렴 척도를 지닌 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘의 순서도
Fig. 5 Flow chart of a fast fractal decoding algorithm with a convergence criterion

은 기존의 복원 방식에 비해 보다 더 고장짐에 가까운 영상일 것이다. 따라서 개선된 정의역 블록의 수축 변환으로 복원되어 지는 지역 블록은 보다 빠르게 수렴될 것이다. 또한 이 방식은 부가적인 계산량을 필요로 하지 않고 그림 1의 기존 방식에 비하여 메모리가 감소되는 잇점을 지닌다.

본 장에서는 기존의 복원 방식에 대한 문제점들을 해결할 수 있는 새로운 복원 방식을 제안하였다. 본 논문은 앞에서 언급한 방식들을 결합하여 수렴 척도를 지닌 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘을 제안한다. 그림 5는 제안 알고리즘의 순서도이다.

제안 알고리즘은 각 방식들의 장점이 결합되었기 때문에 서로간의 상승적 효과를 지닌다. 즉, 기존 방식에 비하여 계산량의 낭비없이 고속 복원이 수행된다. 또 제안 알고리즘에서 요구되는 총 메모리는 복원 영상의 크기와 동일한 1장의 메모리와 지역 블록 수만큼의 상태 비트들이다. 따라서 그림 1과 같은 기존의 방식과 비교할 때, 메모리가 감소됨을 알 수 있다.

IV. 모의 실험 및 결과

본 논문에서는 512×512 크기의 Lena와 Boat 흑백 영상에 대하여 영상의 복원과 몇 가지 모의 실험을 수행하였다. 압축 데이터를 얻기 위하여, 본 논문에서 이용한 압축 알고리즘은 Jacquin의 알고리즘을 변형한 형태이다. 압축시, 초기 지역 블록의 크기는 16×16 으로 하였고 Quad-Tree 방식으로 3-Level분할을 수행하였다. 이때 사용된 수축 변환은 Jacquin의 알고리즘과 같은 형태의 아핀 수축 변환으로서 8가지의 대칭 변환들은 적용되지 않았다. 그리고 각 지역 블록에 대하여 탐색되는 정의역 블록은 지역 블록의 주위의 9가지 경우로 제한하였다.[11]

모의 실험에 있어서, 제안 알고리즘의 수렴 척도로는 평균 사승 오차(MSE)를 이용하였다. 그리고 지역 블록의 수렴 판정에 있어서, 4×4 의 지역 블록에 대해서는 모든 화소를 계산에 적용한 반면 16×16 , 8×8 의 2가지 크기의 지역 블록에 대하여서는 계산할 화소를 샘플링하였다. 일반적으로 16×16 , 8×8 크기의 지역 블록들은 압축 과정에서 밝기 변화가 완만한 블록들로 선정된다. 이같은 이유에서 계산할 화소의 수를 줄이고, 임계값을 작게 하여 수렴 정도를 계산하

였다. 크기가 16×16 인 지역 블록에 있어서는 3×3 으로, 8×8 크기의 지역블록은 2×2 로 샘플링하여 오차를 계산하였다. 모의 실험에서 사용한 임계값은 16×16 , 8×8 , 4×4 의 지역 블록에 대하여 각각 0, 25, 0.5, 1.0으로 설정하였다. 그림 6은 기존의 복원 방식에 의하여 영상을 복원할 때 PNSR변화로 살펴 본 수렴 그래프이다. 마음모는 Lena영상을, 원은 Boat영상을 나타낸다.

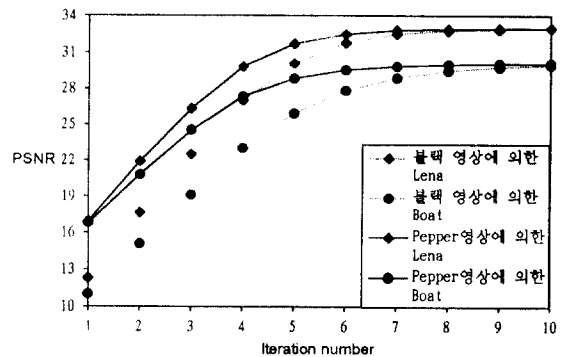


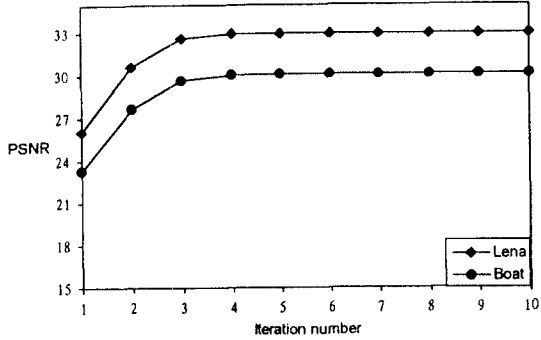
그림.6 기존의 복원 방식에 의한 수렴 그래프.

Fig. 6 Convergence graph by the conventional decoding method

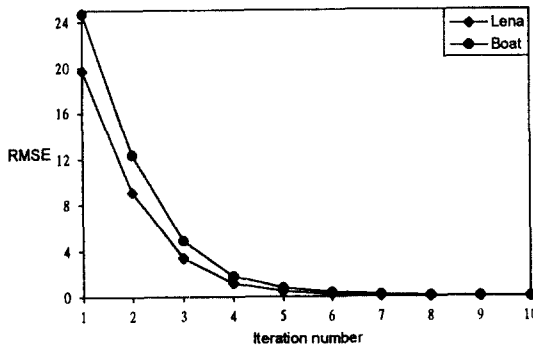
여기서 실선은 Pepper영상을 초기 영상으로 한 경우이고, 점선은 블랙 영상을 초기 영상으로 한 경우이다. 그림에서 볼 때, 복원할 영상과 초기 영상에 따라서 수렴 속도가 서로 다르다는 것을 알 수 있다. 이것은 기존의 복원 방식에서 수렴 속도가 복원 환경에 의존한다는 것을 의미한다.

이에 대하여 그림 7은 제안 알고리즘으로 영상을 복원한 경우의 결과 그래프이다. 그림 7의 (a)는 복원 횟수에 따른 PSNR의 수렴 그래프이고, (b)는 복원 과정에서 계산된 수렴 척도값에 대한 제곱근값의 변화 그래프이다.

여기서 마음모는 Lena영상을, 원은 Boat영상을 나타낸다. 먼저 두 방식간의 수렴 속도를 알아 보기 위하여 그림 6과 그림 7의 (a)를 비교해 보았다. 이들 그림에서 볼 때, 제안 알고리즘은 복원 영상 모두에서 기존의 방식에 비하여 보다 빠르게 영상을 복원함을 알 수 있다. 제안 알고리즘에서 약 3-4회의 복원만으로 영상이 수렴되어진다. 그리고 본 논문에서 도입한



(a)



(b)

그림. 7 제안 알고리즘에 의한 수렴 그래프. (a) 복원 횟수에 따른 PSNR (b) 복원 횟수에 따른 RMSE

Fig. 7 Convergence graph by the proposed algorithm. (a) PSNR according to the number of iteration (b) RMSE according to the number of iteration



(b)



(c)

그림. 8 기존 복원 방식과 제안 알고리즘에 의하여 복원된 복원 영상. (a) 기존 복원 방식(10회, 32.96db) (b) 제안 알고리즘(4회, 32.96db) (c) 기존 복원 방식(4회, 29.84db)

Fig. 8 The reconstructed images by (a)the conventional method (10th iteration, 32.96 db), (b)the proposed algorithm (4th iteration, 32.96 db), and (c)the conventional method (4th iteration, 29.84db)



(a)

수렴 척도의 유용성은 그림 7의 (b)를 살펴보면 알 수 있다. 그래프에서 볼 때, 복원중에 계산되어지는 수렴 척도의 제곱근값이 두 영상에서 단조적으로 감소하고 있음을 알 수 있다. 이것은 제안한 수렴 척도가 복원 영상의 수렴 정도를 반영하는 객관적인 기준으로

이용되어질 수 있음을 의미한다. 즉, 수렴 척도값은 복원 과정의 종료 여부를 결정하는 데 이용될 수 있다.

제안 알고리즘에서 복원할 지역 블록의 선별이 전체 복원 영상의 화질에 미치는 영향을 알아 보기 위하여 복원 영상들을 비교해 보았다. 그림 8은 기존 복원 방식과 제안 알고리즘에 의하여 복원된 영상들이다.

그림 8에서 복원 영상들의 화질에 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 이것은 제안 알고리즘이 기존의 복원 방식에 비하여 화질의 저하를 가져 오지 않는다는 것을 암시한다. 이에 비하여 기존 방식에서 4회의 반복을 수행했을 경우에는 눈에 띄는 화질의 문제가 있음을 그림 8의 (c)로부터 알 수 있다.

제안 알고리즘에서의 계산량 감소를 살펴 보기 위하여, 기존 복원 방식과의 계산량을 비교해 보았다. 기존의 복원 방식에서 매 회 계산되어지는 계산량은 항상 일정하다. 그러나 제안 알고리즘에서는 복원되는 지역 블록수가 매 회 변화하므로 일정한 양의 계산이 이루어지지 않는다. 따라서 본 논문에서는 동일한 PSNR에서 계산량을 비교하였다. 그림 9의 막대 그래프는 화소당 복원에 소요된 계산량을 보여 준다.

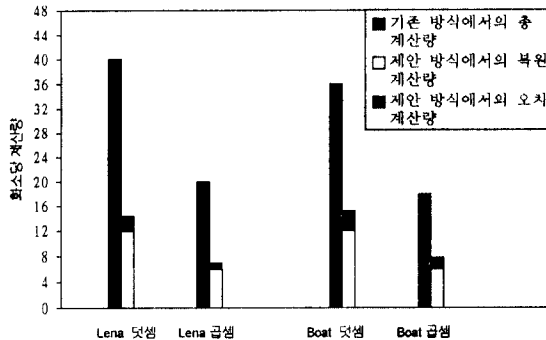


그림. 9 각 복원 방식에서의 계산량 비교
Fig. 9 Histogram of the number of calculation in each decoding method

여기서 Lena는 32.96db, Boat 30.0db이다. 그래프에서 알 수 있듯이, 제안 알고리즘은 기존의 방식보다 적은 계산량으로 영상을 복원한다. 한편 그림 9의 경우에, 프로그램상에서 수렴 되기까지 실제 소요 시간을 조사하였다. SUN Classic에서 제안 방식은 27초

가, 기존 방식은 41초가 걸렸다.

이상의 실험 결과들에서 볼 때, 제안 알고리즘이 객관적인 수렴 척도하에서 기존의 방식보다 고속으로 영상을 복원함을 알 수 있다. 그리고 이때 복원 영상의 화질은 저하되지 않는다.

제안 알고리즘을 구성하는 각 방식의 효과를 알아 보기 위하여 이들간의 수렴 속도를 비교해 보았다. 그림 10은 Lena 영상에 대하여 기존의 복원 방식, 추정된 초기 영상을 이용한 복원, 재귀적 복원 방식[9], 그리고 재귀적 복원 방식에 추정된 초기 영상을 결합한 경우에 대한 수렴 그래프이다. 이때 기존의 복원 방식과 재귀적 복원 방식에서의 초기 영상은 Pepper 영상으로 하였다.

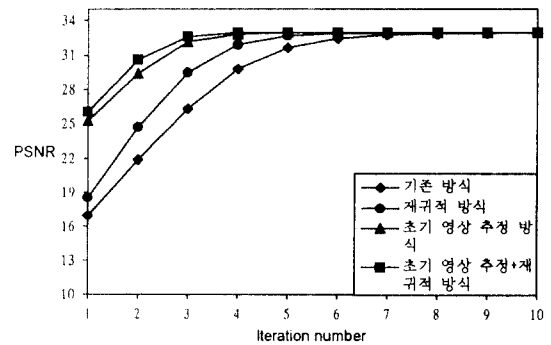


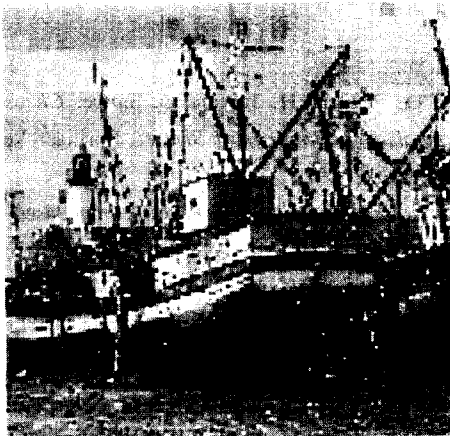
그림. 10 각 복원 방식들에 의한 수렴 그래프.
Fig. 10 Graph of the convergence by each decoding method.

여기서 사각형은 초기 영상을 이용한 재귀적 복원 방식을, 삼각형은 초기 영상 추정에 의한 방식을, 원은 재귀적 복원 방식을, 바름모는 기존의 복원 방식을 나타낸다. 그림에서 볼 때, 추정된 초기 영상에 의한 기존의 복원 방식이 기존의 복원 방식과 재귀적 복원 방식에 비하여 빠른 수렴 속도를 지님을 알 수 있다. 특히, 1회의 복원시 약 25db의 높은 PSNR이 얻어졌다. 이것은 추정된 초기 영상이 고정점에 보다 가까이 설정되었기 때문이다. 그림 11은 Lena와 Boat 영상에 있어서의 추정된 초기 영상들을 보여준다.

그림 11에서 알 수 있듯이, 본 논문에 의하여 추정된 초기 영상은 시각적으로 원 영상에 매우 유사하다. 따라서 초기 영상 추정은 복원할 영상들마다 원



(a)

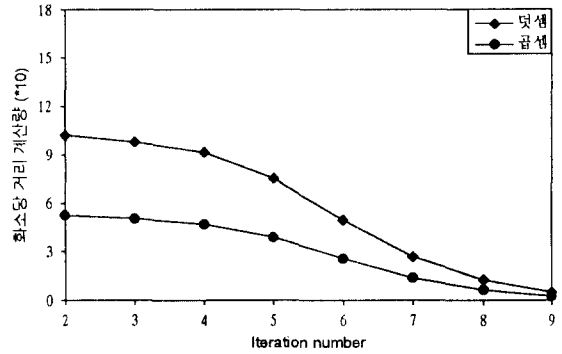


(b)

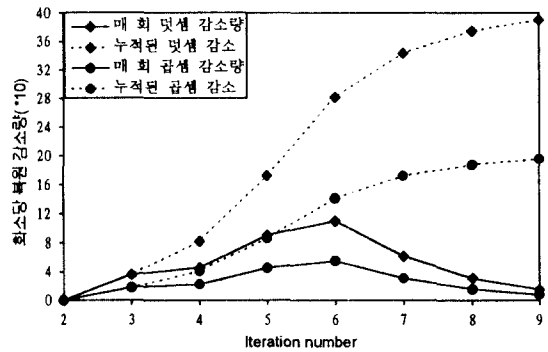
그림. 11 추정된 초기 영상들. (a) Lena (b) Boat
Fig. 11 The estimated initial Images. (a) Lena (b) Boat

영상과 유사한 영상을 초기 영상으로 설정하며 이때 소요되는 계산량은 매우 작음을 알 수 있다. 그리고 또한 초기 영상 추정과 재귀적 복원의 결합은 두 가지 방식의 장점들의 상승적인 효과로 가장 우수한 결과를 가져올 수 있다.

수렴 척도에 의한 지역 블록의 선별에 있어서, 블록간의 거리 계산량과 복원할 블록수의 감소에 따른 복원 계산량 감소를 살펴 보았다. 그림 12는 그림 2에서와 같이 수렴 척도만을 적용하여 복원한 경우의 계



(a)



(b)

그림. 12 수렴 척도를 이용한 복원 알고리즘에서의 계산량 변화 그래프. (a) 복원 횟수에 따른 거리 계산량 (b) 복원 횟수에 따른 감소된 복원 계산량

Fig. 12 Graph of the number of calculation in the decoding algorithm with a convergence criterion (a) The distance calculation according to the number of iteration (b) The reduced calculation of decoding according to the number of iteration

산량 그래프이다.

여기서 이용한 초기 영상은 128밝기값을 지닌 영상이다. (a)에서 볼 때, 복원 횟수가 증가할수록 블록간의 거리 계산량은 조금씩 감소해 간다. 이것은 복원할 블록수가 감소함으로써 나타난 현상이다. 이같은 이유에 의하여 그래프 (b)의 의미도 알 수 있다. 그래프 (b)는 수렴되어 복원의 필요성이 없어진 블록들에 의한 계산량 감소를 보여준다. 실선은 매 회 감소량

이다. 그리고 점선은 매 회까지 감소된 총 계산량으로서 각각의 횟수에서 감소한 복원 계산량이다. 그림 12에 있어서, 기리 계산량은 첨가되지만, 복원 횟수가 증가할수록 복원 계산량의 감소로 인하여 전체 계산량은 감소함을 알 수 있다.

끝으로 Jacquin의 압축 알고리즘으로 압축된 데이터에 대하여 제안 알고리즘을 적용하여 보았다. 이때 사용된 영상은 Lena영상이고, 수축변환의 계수들은 최소 자승법에 의하여 구하였다. 그림 13은 그림 10에서와 같은 실험에 의한 결과를 보여준다.

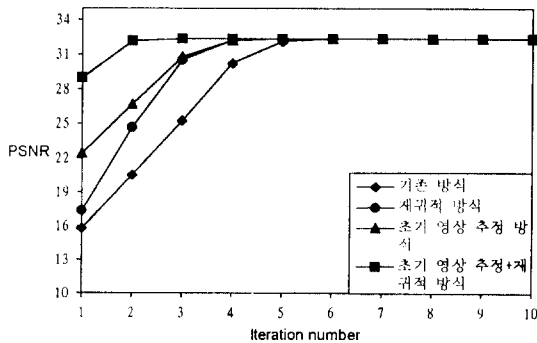


그림. 13 Jacquin의 압축 방식에 대한 수렴 그래프.
Fig. 13 Graph of the convergence by each decoding method for Jacquin's coding method.

그림 13에서 알 수 있는 사실은 제안한 복원 알고리즘이 일반적인 압축 방식의 경우에도 적용되어질 수 있다는 것이다. 즉, 앞에서 실험한 결과들이 변형된 압축 방식에 의한 효과가 아니라 일반적인 프랙탈 영상 압축 기법에 적용되어 질 수 있다는 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 프랙탈 영상 복원 방식이 지니고 있는 문제점들을 살펴 보고 각각에 대한 해결책을 제시하였다. 본 논문은 수렴 척도를 정의하여 기존 방식에서의 불필요한 복원을 제거하고, 복원 과정의 종료 여부에 대한 객관적 기준으로 이용하였다. 또 복원할 영상과 유사한 초기 영상을 압축 데이터로부터 추정하였다. 그리고 이같은 제안 방식들을 기존

의 재귀적 복원 방식에 결합함으로써 새로운 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘을 제안하였다.

본의 실험 결과로부터, 도입한 수렴 척도가 복원 과정의 종료 여부를 결정할 수 있는 객관적인 기준으로 유용함을 알 수 있었다. 그리고 추정된 초기 영상은 복원 영상과 유사하여 수렴 속도의 증가를 가져왔다. 이들이 결합된 제안 알고리즘은 객관적인 수렴 척도하에서 3-4회의 복원만으로 영상을 복원할 수 있었다. 또한 이때의 복원 영상은 기존의 복원 방식에 의한 복원 영상과 동일한 화질을 지니고 있었다. 그리고 Jacquin의 알고리즘에 의한 압축 데이터에서도 제안 알고리즘은 우수한 성능을 보였다. 더욱이 기존 방식에 미하여, 제안 알고리즘은 메모리가 감소하고 Hardware구조의 변화가 거의 없는 장점을 지닌다.

참 고 문 헌

1. H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, *Chaos and Fractals-New Frontiers of Science*, Springer-Verlag, New York, 1992.
2. A. E. Jacquin, "Fractal Image Coding Based on a Theory of Iterated Contractive Image Transformations," SPIE, vol. 1360, pp. 2278-239, Visual Communications and Image Processing, 1990.
3. D. M. Monro and F. D. Dudbridge, "Fractal Approximation of Image Blocks," Proc. IEEE ICASSP 92, Vol. 3, pp. 485-488, 1993.
4. G. E. Oien, S. Lepsoy and T. A. Ramstad, "An Inner Product Space Approach to Image Coding by Contractive Transformations," Proc. IEEE ICASSP 91, pp. 2773-2776, 1991.
5. G. Viens and H. M. Hayes, "Adaptive IFS Image Coding with Proximity Maps," Proc. IEEE ICASSP 93, Vol. 5, pp. 349-352, 1993.
6. B. Hurtgen and T. hain, "On the Convergence of Fractal Trasforms," Proc. IEEE ICASSP 94, Vol. 5, pp. 561-564, 1994.
7. Y. Fisher and A. F. Lawrence, "Fractal Image Compression for Mass Storage Applications," SPIE Vol. 1662 Image Storage and Retrieval System, pp. 244-254, 1992.

8. G. E. Oien and S. Lepsoy, "Fractal-based Image Coding with Fast Decoder Convergence," *Signal Processing*, Vol. 40, pp. 105-117, 1994.
9. 강 현수, 김성대 "빠른 수렴 속도를 가진 프랙탈 복호화 알고리즘," 한국 통신 학회 논문지, 제20권, 제7호, pp. 1939-1955, 7월, 1995.
10. M. F. Barnsely, *Fractals Everywhere*, Academic Press, Boston, 1988.
11. 문 용호, 김 윤수, 김 재호 "인지 왜곡 척도를 사용한 프랙탈 영상 압축," 제 8회 신호처리 학회 논문지, 제8권, 제1호, pp. 1053-1057, 9월, 1995.

감사의 글

본 논문은 삼성전자의 지원으로 부산대학교 정보통신연구소를 통하여 수행한 과제입니다. 삼성전자 및 부산대학교 정보통신연구소 관계자들에게 감사드립니다.



文 龍 浩(Yong Ho Moon)준회원

1969년 5월 5일생

1992년 2월:부산대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)

1994년 2월:부산대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학 석사)

1994년 3월~현재: 부산대학교 일반대학원 전자공학과 박사과정

※주관심 분야: 신경회로망, 영상처리(영상 데이터 압축)

金 炯 淳(Hyung Soon Kim)

정회원

현재: 부산대학교 전자공학과 조교수
제20권 제7호 참조

孫 慶 植(Kyung Sik Son)

정회원

현재: 부산대학교 전자공학과 부교수
제20권 제7호 참조

金 潤 秀(Yoon Soo Kim)

정회원

1979년 2월:서울대학교 전자공학과 졸업

1981년 2월:한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학 석사)

1988년 2월:한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사)

현재:삼성전자 기술 총괄 통신연구소 영상통신연구실 수석 연구원