

論文97-34S-8-9

고속 수렴 속도를 갖는 새로운 프랙탈 영상 복호화 알고리즘

(A New Fractal Image Decoding Algorithm with Fast Convergence Speed)

柳權烈*, 文光碩*

(Kweon-Yeol Ryu and Kwang-Seok Moon)

요 약

본 논문에서는 데이터 의존성과 개선한 초기 영상 추정에 의하여 고속 수렴 속도를 갖는 새로운 프랙탈 영상 복호화 알고리즘을 제안한다. 기존의 프랙탈 영상 복호화 방법은 복원하고자 하는 영상의 전체 치역에 대해 반복 축소 변환을 적용함으로써 많은 계산량이 요구되었다. 그러나 제안한 방법은 치역을 참조 치역과 데이터 의존성 영역으로 나누고, 데이터 의존성 영역을 제외한 참조 치역에만 반복 축소 변환을 적용하여 복호화 함으로써 복호화시 소요되는 계산량을 감소하였다. 그리고 데이터 의존성 영역은 수렴된 참조 치역으로부터 마지막 반복 변환시 한번만에 복원한다. 또한 초기 영상 추정에서 bound() 함수를 적용하여 밝기 변화가 심한 블록을 포함한 모든 경우에 대해 정확한 추정이 가능하게 하였으며, 치역 블록 분할에 의한 추정으로 더욱 고정점에 가까운 초기 영상을 추정하였다. 실험 결과, 제안한 알고리즘은 기존의 방법에 비해 40%의 계산량 감소 효과로 복원 영상의 수렴 속도가 향상됨을 알 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a new fractal image decoding algorithm with fast convergence speed by using the data dependence and the improved initial image estimation. Conventional method for fractal image decoding requires high-degree computational complexity in decoding process, because of iterated contractive transformations applied to whole range blocks. On proposed method, Range of reconstruction image is divided into referenced range and data dependence region. And computational complexity is reduced by application of iterated contractive transformations for the referenced range only. Data dependence region can be decoded by one transformation when the referenced range is converged. In addition, more exact initial image is estimated by using bound() function in case of all, and an initial image more nearer to a fixed point is estimated by using range block division estimation. Consequently, the convergence speed of reconstruction image is improved with 40% reduction of computational complexity.

I. 서 론

영상을 디지털 형태로 표현하기 위해서는 많은 양의 데이터가 필요하다. 그러므로 디지털 영상을 저장

하거나 전송하기 위해서는 데이터 압축이 필수적이다. 영상 데이터의 압축 방법은 각 화소간의 상관관계를 줄이는 예측 부호화 방법과 공간 영역에서의 높은 상관관계를 주파수 영역으로 변환하여 압축하는 변환 부호화 방법들이 주로 연구되었다^[1,2]. 변환 부호화 방법은 영상 데이터가 가지고 있는 신호의 공간 및 시간 영역에서의 중복성을 줄이는 기술들로 어느 정도의 압축비 이상에서는 복원 영상의 왜곡 정도가 심하게 나

* 正會員, 釜慶大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Pukyong Nat'l Univ.)

接受日子: 1997年5月23日, 수정완료일: 1997年7月29日

타나며, 특히 DCT(discrete cosine transform)를 기반으로 하는 대부분의 방법들은 높은 압축율에서 블록킹 효과(blocking effect)가 두드러지게 나타나는 것으로 알려져 있다. 따라서 높은 압축율과 초저속 전송에서도 복원 영상의 화질을 일정 수준으로 유지할 수 있는 방법으로 프랙탈 영상 압축 방법이 연구되고 있다.

Barnsley^[3,4]는 자기 유사성(self similarity)에 기인하는 간단한 규칙에 의하여 복잡한 프랙탈 구조를 생성하고, 영상 데이터를 반복 축소 변환으로 표현함으로써 데이터 양을 줄이는 프랙탈 영상 압축의 이론적 기반을 처음으로 제시하였다. 이를 이용하면 높은 압축율뿐만 아니라, 무한의 해상도를 가지는 영상을 표현할 수 있으나, 임의의 영상에 대한 반복 축소 변환을 찾는 일은 직관적으로 수행되었다. Barnsley의 이론을 기반으로 하여 Jacquin^[5]은 블록별로 반복 축소 변환을 찾는 자동화된 알고리즘인 PIFS(partitioned iterated function system)를 제안하였고, Fisher^[6]는 영상의 화질에 따라 블록을 분할하는 Quad Tree 방식을 제안하였다. Jacquin 및 Fisher의 방법은 영상의 화질은 향상되나 전체 영역을 탐색하여야 하므로 부호화시간이 오래 걸리고, 부호화시 변환의 반복 적용이 필요한 문제점이 있다. 또한 Monro 등^[7]은 고차 다항식을 이용하여, 제한된 정의역 블록(domain block)에서 탐색이 이루어 질 수 있도록 하였으므로 Jacquin의 방법보다 탐색 시간은 빠르나, 실제 영상에서 치역 블록(range block)에 대한 최적의 정의역 블록을 선택할 수 없기 때문에 화질이 떨어진다. 이러한 알고리즘들은 부호화 부분의 성능 개선에만 주력하였다. 그러나 실제 VOD(video on demand), DVD(digital video disk), CD-ROM 등과 같이 영상 데이터의 재생이 주로 요구되는 경우에는 수신 측에서 부호화의 속도가 더욱 중요하다. 따라서 Oien^[8]과 Lepsoy^[9]는 내적 공간 접근 방법을 이용한 반복 적용이 필요 없는 부호화 알고리즘을 제안하여 부호화시간을 단축하였다. 그러나 이 방법들은 치역 블록의 크기가 8×8 이하로 제한되어 효율적으로 부호화 하지 못하였다. 또한 Moon 등^[10]은 초기 영상 추정과 재귀적 방법을 도입한 고속 프랙탈 영상 복원 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이 방법은 모든 치역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용하여야 하므로 부호화시 많은 계산량이 요구되고, 초기 영상 추정으

로 수렴 속도는 개선될 수 있으나 밝기 변화가 큰 경우에는 정확한 추정값을 구할 수 없다.

본 논문에서는 데이터 의존성과 새로운 초기 영상 추정을 이용하여 고속 수렴 속도를 갖는 프랙탈 영상 복호화 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법은 부호화시 구해진 변환 계수를 이용하여 치역을 참조 치역과 비참조 치역으로 구분한다. 여기서 참조 치역은 부호화시 정의역으로 참조된 부분으로 독립적인 반복 축소 변환에 의해 수렴되는 영역이다. 그리고 비참조 치역은 정의역으로 참조되지 않은 부분으로 참조 치역의 수렴에 의존하여 복호화가 가능한 영역이다. 이러한 비참조 치역을 본 논문에서는 데이터 의존성 영역으로 정의하였다. 따라서 복원하고자 하는 영상의 참조 치역에만 반복 축소 변환을 적용하여 복호화한 후, 마지막 반복 변환시 한 번만에 데이터 의존성 영역을 복원함으로써 부호화시 소요되는 계산량을 감소하였다. 또한 초기 영상 추정에 bound() 함수를 이용하여 밝기 변화가 큰 경우에도 정확한 추정을 가능하게 하였으며, 치역 블록 분할에 의한 추정으로 더욱 고정점에 근사한 초기 영상을 설정하였다. 제안한 알고리즘은 부호화시 반복 변환 횟수를 줄이고, 축소 변환에 필요한 계산량을 감소함으로써 복원 영상의 고속 수렴을 가능하게 한다. 본 논문의 구성은 II장에서 일반적인 프랙탈 영상 압축을 설명하고, III장에서는 고속 수렴 속도를 갖는 새로운 프랙탈 영상 복호화 방법을 서술한다. IV장에서 실험 결과 및 고찰을 알아보고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 프랙탈 영상 압축^[6]

1. 축소 변환(contractive transformation)

완전축소공간 S 에 포함되는 임의의 두 원소 x, y 에 대해 변환 w 를 적용하였을 때 변환된 두 원소 $w(x), w(y)$ 간의 거리가 원래 원소 사이의 거리에 비해 축소되는 성질을 가질 때 이러한 변환 w 를 축소 변환이라 하며 식 (1)과 같다.

$$\begin{aligned} \forall x, y \in S, \\ d(w(x), w(y)) \leq s \times d(x, y), \quad (1) \\ 0 \leq s < 1, \quad d: \text{축도(metric)}, \quad s: \text{축소비}. \end{aligned}$$

이와 같은 축소성을 만족하는 변환 w 의 집합을

W 라고 하면, 전체 변환 W 도 축소 변환의 성질을 가지며 고정점 정리에 따라 식 (2)와 같이 유일한 고정점 $|W|$ 에 수렴하는 성질을 갖는다.

$$|W| = W(|W|), |W| = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(f_0) \quad (2)$$

이러한 축소 변환들로 이루어지는 시스템을 반복 변환 시스템이라 하고, 주어진 반복 변환 시스템은 하나의 고정점만이 존재하며 영상에 있어서 이러한 고정점을 끌개(attractor)라 한다. 일반적인 프랙탈 영상 부호화는 부호화 하고자 하는 영상을 고정점으로 하는 반복 변환 시스템을 구하는 것으로 콜라지 정리가 중요한 이론적 배경이 된다.

2. 콜라지 정리(collage theorem)

축소 변환 W 의 고정점을 $|W|$ 라하고 축소비를 s 라 할 때, W 는 임의의 영상 f 에 대하여 식 (3)을 만족한다.

$$d(|W|, f) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(f), f). \quad (3)$$

이 식은 부호화 할 원 영상 f 와 그 자신의 축소 변환 $W(f)$ 간의 오차가 작을수록 고정점 $|W|$ 는 원 영상 f 에 근접함을 나타낸다. 콜라지 정리에 따라 프랙탈 영상 압축은 부호화 하고자 하는 원 영상을 겹치지 않게 분할하고 분할된 영상의 각각에 대하여 오차가 최소화 되는 축소 변환을 찾는다. 따라서 부호화시 생성된 반복 변환 시스템은 원 영상에 근접하는 유일한 고정점을 가진다. 그리고 식 (2)의 고정점 정리에 따라 임의의 초기 영상 f_0 에 대해 반복 변환 시스템의 변환 W 를 반복적으로 적용하면 부호화된 영상을 복원할 수 있다.

3. 프랙탈 영상 부호화 및 복호화 방법

프랙탈 영상의 부호화 과정은 부호화 하고자 하는 영상과 동일한 영상을 치역 및 정의역으로 각각 설정하고, 각각에 대해 블록을 구성한다. 치역 블록은 $B \times B$ 의 크기로 서로 중첩되지 않게 분할하며, 정의역 블록은 $2B \times 2B$ 의 크기로 중첩이 가능하게 분할한다. 이때 정의역 블록의 크기가 치역 블록의 4배이므로 공간 영역에서의 축소율은 $1/4$ 로 결정된다. 하나의 치역 블록에 대한 변환 계수를 구하는 과정은 임의의 정의역 블록에 대해서 계조도 변화량 s 및 밝기 조절값 o 를

구한 후, 각각의 화소들의 오차 E 가 가장 작은 정의역 블록을 찾아, 그 때의 정의역 블록에 대한 인덱스 및 s, o 값을 변환 계수로 기록한다. 여기서 계조도 변화량 s , 밝기 조절값 o 를 구하는 과정은 식 (4) 및 식 (5)와 같고, 치역 및 정의역 블록에 대한 화소들의 오차 E 를 구하는 과정은 식 (6)과 같다.

$$s = \frac{\left[n \sum_{i=1}^n d_i r_i - \sum_{i=1}^n d_i \sum_{i=1}^n r_i \right]}{\left[\sum_{i=1}^n d_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n d_i \right)^2 \right]} \quad (4)$$

$$o = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n r_i - s \sum_{i=1}^n d_i \right] \quad (5)$$

$$E = \sum_{i=1}^n (s \cdot d_i + o - r_i)^2 \quad (6)$$

여기서 r_i 및 d_i 는 치역 및 정의역 블록 내의 화소 값이며, n 은 각 블록 내의 화소들 수이다. 이러한 과정을 매 치역 블록마다 모든 정의역 블록에 대하여 수행한 다음, 오차가 가장 작은 정의역 블록의 인덱스와 그 때의 변환 계수들을 구함으로써 부호화가 이루어진다.

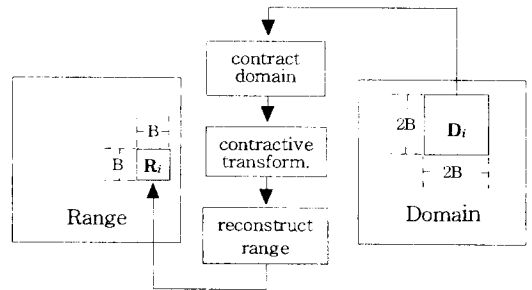


그림 1. 일반적인 프랙탈 영상 복호화 과정

Fig. 1. Conventional fractal image decoding process.

프랙탈 영상의 복호화는 임의의 초기 영상을 설정한 후, 부호화시 생성된 변환 계수를 이용하여 그림 1에서와 같이 모든 치역 블록에 대해 축소 변환을 수행하며, 이러한 과정을 반복 적용함으로써 수렴된 복원 영상을 구한다. 즉 i 번째 치역 블록을 복호화 하는 과정은 축소 변환 계수에 따라 대응되는 정의역 블록을 선택하여 공간 축소한 후, 그 블록의 화소값 D_i 에 계조도 변화량 s 를 곱하고, 밝기 조절값 o 를 더하여 치역 블록의 화소값 R_i 을 구하는 과정으로 수행된다. 이와 같이 일반적인 프랙탈 영상 복호화 방법은 복원하고자

하는 영상의 모든 치역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용해야 하므로 부호화시 많은 계산량이 요구된다. 따라서 프랙탈 영상의 고속 복호화는 한 번 축소 변환에 소요되는 계산량을 최소화하고, 복원 영상의 수렴에 소요되는 반복 변환 횟수를 줄임으로써 가능하게 된다.

III. 제안한 고속 프랙탈 복호화 알고리즘

1. 데이터 의존성 영역을 이용한 복호화

프랙탈 영상 복호화시 반복 축소 변환에 소요되는 계산량을 줄이기 위하여 데이터 의존성을 고려한 복호화 알고리즘을 제안한다. 복호화시 수렴될 프랙탈 영상은 독립적인 반복 변환에 의해 수렴되는 영역과 반복 변환 과정 없이 한 번의 변환으로 수렴되는 영역으로 나누어진다. 독립적인 반복 변환에 의하여 수렴되는 영역은 복호화시 정의역으로 참조된 치역 즉, 참조 치역이고, 반복 변환 과정 없이 한 번의 변환으로 수렴이 가능한 영역은 정의역으로 참조되지 않은 치역 즉, 비참조 치역이다. 비참조 치역은 반복 축소 변환시 복원 영상의 수렴에 아무런 영향을 미치지 않는다. 이와 같은 비참조 치역을 데이터 의존성 영역으로 정의한다. 어떤 요소가 데이터 의존성을 갖는다는 것은 그 요소의 수렴 여부가 다른 요소의 수렴 여부에 달려 있음을 의미한다^[11]. 따라서 데이터 의존성 영역을 제외한 참조 치역에 대해서만 반복 축소 변환을 적용함으로써 복호화시 소요되는 계산량을 감소한다. 그리고 데이터 의존성 영역은 수렴된 참조 치역으로부터 마지막 반복 변환시 한 번만에 복원한다.

프랙탈 영상의 부호화시 생성되는 축소 변환 계수는 모든 치역 블록에 대한 정의역 정보, 계조도 변화량, 밝기 조절값, 기하학적인 변환 정보 등을 포함한다. 여기서 정의역 정보는 치역 및 정의역 블록 화소간의 자승 평균 제곱(root mean square) 거리 함수에 대해 오차가 가장 작은 정의역 블록을 나타낸다. 데이터 의존성 영역은 각 치역 블록에 대한 정의역 정보를 이용하여 치역을 정의역으로 사용된 블록과 사용되지 않은 블록으로 구분하고, 정의역으로 사용되지 않은 블록을 데이터 의존성 영역으로 생성한다. 데이터 의존성 영역의 생성에 따른 치역 및 정의역의 관계는 그림 2에서와 같다.

R ₁	R ₂	R ₃	R ₄
R ₅	R ₆	R ₇	R ₈
R ₉	R ₁₀	R ₁₁	R ₁₂
R ₁₃	R ₁₄	R ₁₅	R ₁₆

(a) Range

D ₄	D ₁₂	D ₁	D ₆
D ₃	D ₂ , D ₇ , D ₈	D ₅	
D ₉	D ₁₀ , D ₁₁		R ₁₂
D ₁₃	D ₁₄ , D ₁₅	R ₁₅	R ₁₆

(b) Domain & data dependence region

그림 2. 데이터 의존성을 고려한 치역 및 정의역 관계
Fig. 2. The relationship between range and domain considering data dependence.

여기서 복원하고자 하는 영상은 그림 2(a)와 같이 R₁~R₁₆의 치역 블록으로 구성되며, 각 치역 블록은 반복 축소 변환시 D₁~D₁₆의 정의역 블록을 각각 참조하여 복원된다고 가정한다. 그리고 그림 2(b)에서 점으로 표시된 부분은 정의역이며, 나머지 흰색 부분은 데이터 의존성 영역이다. 그림 2(b)에서 정의역 블록 D₃, D₄, D₁₂는 치역 블록 R₁, R₂, R₅, R₆을 사용하였고, 정의역 블록 D₁, D₅, D₆은 치역 블록 R₃, R₄, R₇, R₈을 사용하였으며, 정의역 블록 D₂, D₇, D₈, D₁₀, D₁₁, D₁₄, D₁₅는 치역 블록 R₆, R₇, R₁₀, R₁₁을 사용하였다. 그리고 정의역 블록 D₉, D₁₃, D₁₆은 치역 블록 R₉, R₁₀, R₁₃, R₁₄를 사용하였다. 그러므로 치역 블록 R₁₂, R₁₅, R₁₆은 정의역으로 사용되지 않았다. 이러한 정의역으로 사용되지 않은 치역 블록 즉, 비참조 치역은 반복 축소 변환시 복원 영상의 수렴에 영향을 미치지 않는다. 그리고 비참조 치역 블록 R₁₂, R₁₅, R₁₆은 정의역으로 사용된 치역 블록 즉, 참조 치역이 수렴된 후, 정의역 D₁₂, D₁₅, D₁₆에 의하여 한 번만에 복원된다. 따라서 비참조 치역 블록 R₁₂, R₁₅, R₁₆을 데이터 의존성 영역으로 정의한다.

제안한 방법으로 축소 변환을 2회 반복 수행한 경우 정의역과 치역의 대응 관계 및 데이터 의존성 영역의 복호화 과정을 그림 3에 나타낸다.

여기서 r₁~r₈은 치역을 나타내고, d₁~d₆는 정의역을 나타내며 w₁~w₈은 각 치역 요소에 대한 축소 변환을 나타낸다. 복원하고자 하는 영상의 치역 요소들 중, 다음 변환 단계에서 사용되지 않는 요소인 r₆, r₇, r₈은 데이터 의존성 요소이며, 이의 수렴은 사용된 치역 요소인 r₁~r₅의 수렴 여부에 달려 있다. 따라서 데이터 의존성 요소인 r₆, r₇, r₈은 축소 변환 과정에서 제외되며, 사용된 치역 요소인 r₁~r₅에 대해서만 축소 변환을 적용하여 수렴된 복원 영상을 얻는다. 데이터 의존성 요

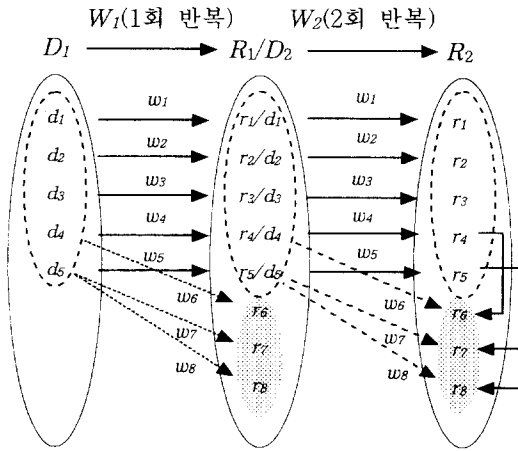


그림 3. 2회 반복 변환시 제안한 방법의 복호화 과정
 Fig. 3. The decoding process of proposed method on two times iteration.

용하여 수렴된 값을 구한다. 따라서 축소 변환 w_6, w_7, w_8 이 반복 변환 과정에서 제외됨으로써 반복 변환시 소요되는 계산량을 감소시켜 프랙탈 영상의 고속 복호화를 가능하게 된다. 그리고 데이터 의존성 영역의 생성 및 복호화에 관한 흐름도는 그림 4에 나타내었다.

2. 새로운 초기 영상 추정 방법

프랙탈 영상 복호화시 고정점에 더욱 가까운 초기 영상을 추정하기 위하여 bound()함수 및 치역 블록 분할을 이용한 새로운 초기 영상 추정 방법을 제안한다. 프랙탈 영상 복호화는 임의의 초기 영상을 설정한 후, 부호화시 구해진 변환 계수를 이용하여 모든 치역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용함으로써 수렴된 복원 영상을 구한다. 이것은 고정점 정리로부터 보장된 수렴성에 의해서 이론적으로는 큰 문제를 야기시키지 않는다. 그러나 임의로 설정된 초기 영상은 수렴 속도에 많은 차이가 있다. 즉 초기 영상이 고정점에 얼마나 가까운가에 따라서 복원 영상의 수렴 속도가 달라진다. 따라서 고정점에 가까운 영상을 초기 영상으로 설정할 수 있다면 보다 빠른 영상의 복원이 가능하다. 기존의 초기 영상 추정은 치역 블록 y 와 정의역 블록 x 간의 대응점들이 좁은 분포 내에 존재한다고 가정 후, 추정값을 축소 변환식인 $y = sx + o$ 와 $y = x$ 의 교점으로 결정하였다^[10]. 그러나 밝기 변화가 비슷한 블록들에 대해서는 추정이 가능하나, 밝기 변화가 심한 블록($s \approx 1$)인 경우는 축소 변환식이 $y = x$ 와 평행한 직선이 되어 교점을 구할 수 없거나, 0 또는 255 근처에서 교점을 가지므로 추정값이 부정확한 문제점이 있다. 제안한 초기 영상 추정 방법은 이러한 문제점을 bound()함수를 이용하여 개선한 후 블록 단위로 재 추정함으로써 향상된 초기 영상을 구하며, 그 수행 방법은 2단계로 구성한다.

1단계는 bound()함수를 이용하여 밝기 변화가 심한 경우에도 정확한 초기 영상 추정을 가능하게 한다. 부호화시 구해진 계수도 변화량 s 및 밝기 조절값 o 는 공간 축소된 정의역 블록의 화소값 x 와 치역 블록의 화소값 y 의 대응 관계를 나타낸다. 즉 공간 축소된 정의역 블록과 치역 블록의 화소값인 x 및 y 는 $y = sx + o$ 형태의 일차식으로 존재하며 그 범위는 $0 \leq x, y \leq 255$ 이다. 부호화시 구해진 실제 변환 계수로부터 s 및 o 의 값에 따라 일어날 수 있는 각각의 경우를 그림 5에 나타낸다.

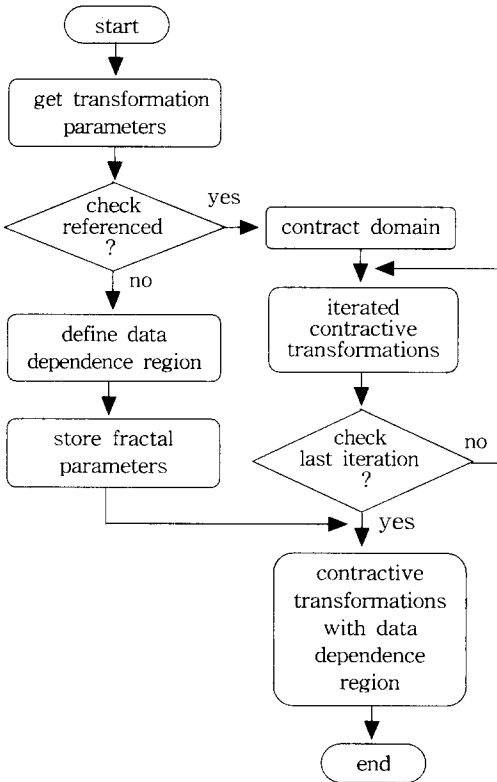


그림 4. 데이터 의존성 영역 생성 및 복호화 흐름도
 Fig. 4. Flow chart of algorithm for the creation and decoding of data dependence region.

소인 r_6, r_7, r_8 은 마지막 변환 단계에서 의존 관계를 갖는 정의역인 d_4, d_5 에 축소 변환 w_6, w_7, w_8 을 한 번 적

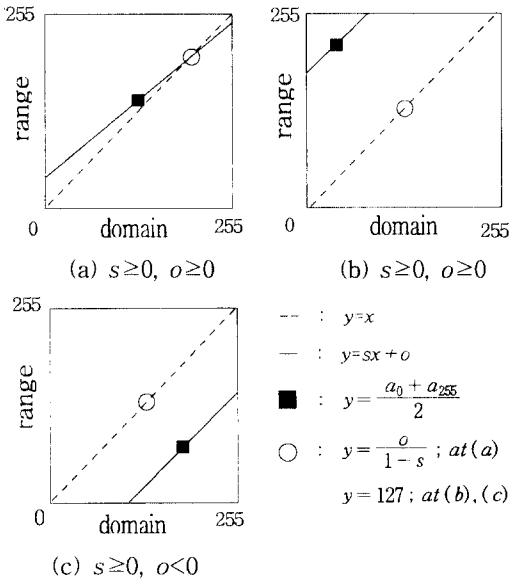


그림 5. 1단계의 bound()함수를 이용한 초기 영상 추정

Fig. 5. Initial image estimation using bound() function of 1st step.

여기서 점선은 치역과 정의역이 동일한 경우 즉 $y=x$ 를 표시하고, 실선은 축소 변환식인 $y=sx+o$ 를 나타낸다. 그리고 동그라미 표시는 기존의 방법에 의한 추정값을 나타내고, 사각형 표시는 제안한 방법에 의한 추정값을 표시한다. 그림 5(a)에서와 같이 밝기 변화가 심한 경우, 기존의 방법에서는 255 근처에서 교점을 가지므로 추정값이 부정확하다. 또한 그림 5(b) 및 (c)에서 나타나는 바와 같이 교점이 발생하지 않을 때, 기존의 방법은 각 화소의 중간값인 127을 초기값으로 설정하므로 추정값의 오차가 크다. 그러나 제안한 방법은 bound()함수를 이용하여 $x=0$ 일 때의 y 값인 a_0 과 $x=255$ 일 때의 y 값인 a_{255} 의 평균값을 추정하므로 정확한 추정이 가능하다. 여기서 bound(x)는 x 가 0보다 작은 값을 가질 경우는 0으로 제한하고, x 가 255보다 큰 값을 가지면 255로 제한하며, 그 이외의 경우는 x 값을 그대로 가진다. 그리고 제안한 방법에 의한 추정값인 y 의 범위가 $s \geq 0$ 인 경우는 $\text{bound}(a_0) \leq y \leq \text{bound}(a_{255})$ 이며, $s < 0$ 인 경우는 $\text{bound}(a_{255}) \leq y \leq \text{bound}(a_0)$ 로 제한됨으로 모든 s 및 o 값에 대하여 정확한 초기 영상 추정이 가능함을 알 수 있다. 제안한 방법에 의한 초기 영상 추정값은 식 (7)에 의해 구할 수 있다.

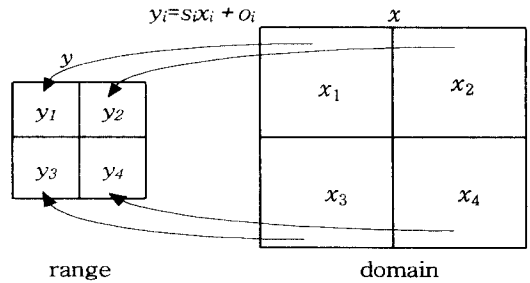


그림 6. 2단계의 블록 분할을 이용한 초기 영상 추정
Fig. 6. initial image estimation using block division of 2nd step.

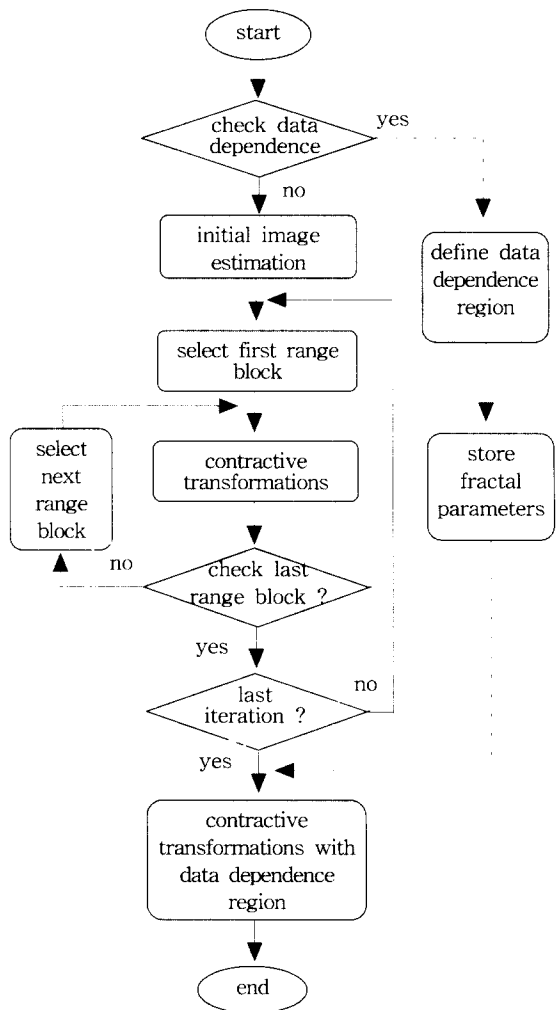


그림 7. 제안한 고속 프랙탈 복호화 알고리즘의 흐름도

Fig. 7. Flow chart of proposed fast fractal decoding algorithm.

$$\hat{R} = \frac{a_0 + a_{255}}{2} \quad (7)$$

$$a_0 = \text{bound}(o)$$

$$a_{255} = \text{bound}(255s + o)$$

여기서 \hat{R} 는 추정하고자 하는 치역 블록을 의미하며, s 및 o 는 치역 블록에 대한 계조도의 크기 변화량 및 밝기 조절값이다. 그리고 초기 영상 추정에 사용된 변환 계수 s 및 o 는 부호화시 축소 변환 계수로 생성한 값과 동일하므로 초기 영상 추정을 위해 별도의 데이터를 복호화 단계 전송할 필요는 없다.

2단계의 초기 영상 추정은 치역 블록을 더욱 고정점에 근접하게 설정하기 위해서 추정하고자 하는 치역 블록 y 를 네 개의 블록 y_1, y_2, y_3, y_4 로 분할하고, 각 분할된 치역 블록에 대해 변환식 $y = sx + o$ 를 이용하여 그림 6에서와 같이 추정값을 설정한다.

그림 6에서 한 개의 정의역 블록 x 는 네 개의 치역 블록 x_1, x_2, x_3, x_4 로 구성되며, 이 네 개의 치역 블록은 1단계에서 추정된 적절한 값으로 설정되어 있다. 여기서 y 는 2단계 추정하고자 하는 치역 블록이며, x 는 추정하고자 하는 치역 블록의 정의역이다. 이러한 2단계 추정 과정은 한 개의 치역 블록 값을 결정하는데 각각 4번의 곱셈과 4번의 덧셈만으로 1회 반복 축소 변환한 효과를 얻을 수 있기 때문에 적은 계산량으로 고정점에 근사한 초기 영상을 추정할 수 있다. 이와 같이 제안한 알고리즘의 흐름도는 그림 7과 같다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 512×512 크기의 Lenna 영상에 대하여 Fisher^[6]가 제안한 Quad Tree 방법의 프랙탈 영상 부호화 알고리즘에 의해 생성된 축소 변환 계수를 그대로 이용하여 실험하였다. 트리의 최대 깊이는 6, 최소 깊이는 5로 하고 치역 블록은 $16 \times 16, 8 \times 8$ 크기로 가변 되게 하였으며, 그때의 분할한계값은 8로 설정하였다. 그리고 복원 영상의 수렴 정도를 표시하기 위한 PSNR은 식 (8)에 의해서 구하였다. 식 (8)에서 $f(x, y)$ 및 $\hat{f}(x, y)$ 는 각각 원 영상의 화소 및 복원 영상의 화소를 나타내며, N 는 각각 영상 내의 화소수이다.

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{\text{MSE}} \right] \quad (8)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N^2} \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^N [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2$$

데이터 의존성 영역의 생성은 부호화시 구해진 축소 변환 계수를 이용하여 치역을 정의역으로 참조된 치역 블록과 참조되지 않은 치역 블록으로 구분하고, 참조되지 않은 치역 블록을 데이터 의존성 영역으로 생성하였다. 그리고 데이터 의존성 영역을 제외한 참조 치역에 대해서만 제안한 초기 영상 추정 방법을 적용하여 복호화 하였으며, 데이터 의존성 영역은 수렴된 참조 치역을 이용하여 마지막 반복 변환시 한 번만에 복원하였다. 실험에 사용한 Lenna, Bridge 및 Boat 영상의 경우 데이터 의존성 영역의 생성율은 표 1에서와 같았다.

표 1. 데이터 의존성 영역 생성율

Table 1. The ratio of data dependence region.

Threshold	Lenna image (%)	Bridge image (%)	Boat image (%)
10	24.3	23.7	17.1
8	22.5	24.4	17.3
6	21.5	24.8	18.4
4	18.0	25.4	19.9

표 1에서 나타나는 바와 같이 부호화시 설정하는 가변 블록의 분할한계값에 따라 데이터 의존성 영역 생성율은 차이가 있으며, 가변 블록의 분할한계값이 8인 경우, 데이터 의존성 영역의 생성율은 Lenna 영상이 22.5%, Bridge 영상이 24.4%, Boat 영상이 17.3%임을 알 수 있었다. 여기서 사용한 압축 데이터는 Fisher의 방법에 의해 생성된 데이터를 그대로 사용하였으므로 부호화에는 전혀 영향을 미치지 않는다. 그리고 데이터 의존성 영역은 반복 축소 변환 과정에서 제외되어도 복원 영상의 수렴에는 아무런 영향을 미치지 않으므로, 복호화시 계산량을 감소하게 되어 복원 영상의 고속 수렴을 가능하게 한다.

기존의 초기 영상 추정은 치역 블록 y 및 정의역 블록 x 간의 대응점들이 서로 가까운 분포 내에 존재한다고 가정하고 $y = sx + o$ 와 $y = x$ 의 교점을 추정값으로 결정하였다^[10]. 그러나 밝기 변화가 비슷한 블록들은 추정이 가능하나 밝기 변화가 심한 경우는 $y = x$ 와 평행한 직선이므로 교점을 구할 수 없거나 0이나 255 근처에서 교점을 가지므로 추정값이 부정확하다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 제안한 방법은 bound() 함수를 정의하여 a_0 과 a_{255} 의 평균한 값을 추정하였으며, 고정점에 더욱 근사한 초기 영상을 설정하기 위해

1단계 추정된 초기 영상의 치역 블록을 4등분하여 각 분할된 블록 단위로 2단계 추정을 하였다. 실험에서 기존의 방법 1은 Fisher^[6]의 방법이며 복원하고자 하는 영상의 초기값으로 각 화소의 중간값인 128을 설정한 경우이고, 기존의 방법 2는 Moon 등^[10]이 제안한 방법으로 재귀적 복호화 및 기존의 초기 영상 추정 방법을 적용한 경우이다. 제안한 방법은 데이터 의존성 영역 및 새로운 초기 영상 추정 방법을 적용하여 재귀적 방법으로 복호화 하였으며, 제안한 방법에 의한 반복 변환시 복원 영상의 PSNR은 표 2 및 그림 8에서와 같았다.

표 2. 반복 변환에 따른 PSNR

Table 2. PSNR according to iterated transformations.

The numbers of iteration	Proposed method(dB)	Conventional method 2(dB)	Conventional method 1(dB)
Initial image estimation	23.9	16.6	12.5
1st iteration	28.2	22.7	18.2
2nd iteration	29.8	27.3	22.5
3rd iteration		28.7	25.9
4th iteration			28.0
5th iteration			28.8

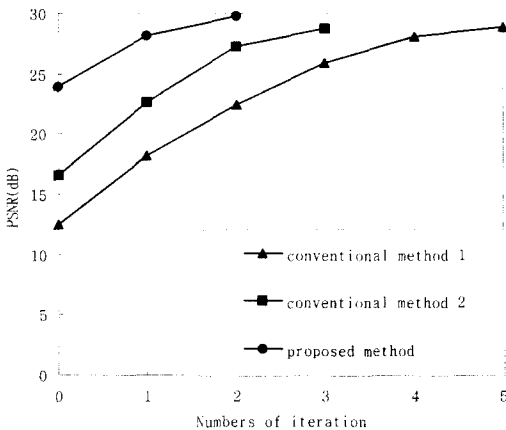
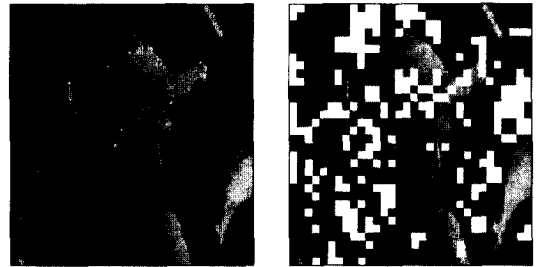


그림 8. 반복 변환에 따른 PSNR 비교

Fig. 8. Comparison of PSNR according to iterated transformations.

표 2 및 그림 8에 나타나는 바와 같이 복원 영상의 수렴에 소요되는 반복 변환 횟수는 기존의 방법 1이 5회이고, 기존의 방법 2가 3회이며, 제안한 방법이 2회임을 알 수 있다. 따라서 제안한 방법은 기존의 방법 1에 비해 반복 변환 횟수가 3회 감소하였고, 기존의

방법 2에 비해 반복 변환 횟수가 1회 감소함으로써 프랙탈 영상의 고속 복호화를 가능하게 하였다. 그리고 기존의 방법 1에 의한 초기 영상의 PSNR이 12.5dB이고, 기존의 방법 2에 의해 추정된 초기 영상의 PSNR이 16.6dB이며, 제안한 방법에 의해 추정된 초기 영상의 PSNR이 23.9dB이므로 제안한 초기 영상 추정 방법으로 더욱 고정점에 근사한 초기 영상이 추정됨을 알 수 있다. 기존의 방법 2에 의해 초기 영상을 추정된 후, 1회 반복 변환을 수행한 영상은 그림 9(a)에 나타내었고, 제안한 초기 영상 추정 방법을 이용하여 추정하였을 때의 초기 영상은 그림 9(b)에 나타내었다.



a) PSNR=22.7dB
Multi. no.=526,821

(b) PSNR=23.9dB,
Multi. no.=11,643

그림 9. 초기 영상 추정에 의한 영상

(a) 기존의 방법 2에 의해 1회 반복 변환한 영상 (b) 제안한 방법에 의해 초기 추정된 영상

Fig. 9. The image of initial image estimation.

(a) The image of one time iterated transformation with conventional method 2 (b) The image of initial estimation with proposed method

여기서 흰색 부분은 데이터 의존성 영역을 나타내며 초기 영상 추정에서 제외됨을 알 수 있다. 그림 9에서 나타나는 바와 같이 제안한 방법으로 추정된 초기 영상은 기존의 방법 2에 따라 초기 추정된 후, 1회 반복 변환한 영상과 비슷한 23.9dB의 PSNR을 가지며, 이때 곱셈 계산량은 기존의 방법 2는 526,821회이고, 제안한 방법은 11,643회임을 알 수 있었다. 따라서 제안한 초기 영상 추정 방법은 기존의 방법 2에 비해 515,178회의 곱셈 계산량을 감소함으로써 복원 영상의 고속 수렴을 가능하게 함을 알 수 있다.

제안한 방법에 의한 반복 변환시 복원 영상의 수렴에 소요되는 누적 곱셈수는 표 3에서와 같았고, PSNR에 따른 누적 곱셈수는 그림 10과 같았다.

표 3. 반복 변환에 따른 누적 곱셈수

Table 3. Cumulate multiplication numbers according to iterated transformations.

The numbers of iteration	Proposed method (multi. no.)	Conventional method 2 (multi. no.)	Conventional method 1 (multi. no.)
Initial image estimation	11,643	2,533	
1st iteration	418,171	526,821	524,288
2nd iteration	942,451	1,051,109	1,048,576
3rd iteration		1,575,397	1,572,864
4th iteration			2,097,152
5th iteration			2,621,440

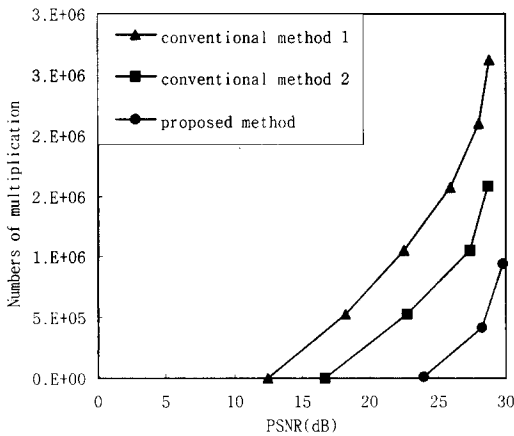
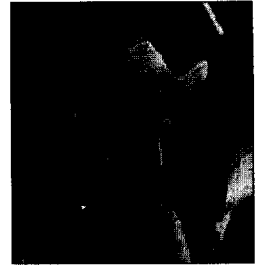


그림 10. PSNR에 따른 누적 곱셈수 비교

Fig. 10. Comparison of cumulate multiplication numbers according to PSNR.

표 3 및 그림 10의 결과로부터 복원 영상의 수렴에 소요되는 곱셈 계산량이 기존의 방법 1은 2,621,440회이고, 기존의 방법 2는 1,575,397회이며, 제안한 방법은 942,451회를 알 수 있다. 따라서 제안한 방법은 기존의 방법 1에 비해 1,678,989회의 곱셈 계산량이 감소하였고, 기존의 방법 2에 비해 632,946회 곱셈 계산량이 감소함으로써 복원 영상의 수렴 속도를 개선할 수 있었다.

제안한 방법에 의한 반복 변환시 복원 영상은 그림 11과 같다. 그림 11(a)는 초기 영상 추정을 수행한 후, 1회 반복 변환한 영상을 나타내며, 그림 11(b)는 2회 반복 변환으로 수렴된 복원 영상을 나타낸다. 여기서 그림 11(a)의 흰색 부분은 데이터 의존성 영역을 나타내며, 이 영역은 반복 변환 과정에서 제외되고, 마지막 반복 변환시 한번만에 복원됨을 알 수 있다.



(a) PSNR=28.2dB, Multi.=418,171

(b) PSNR=29.8dB, Multi.=942,451

그림 11. 제안한 알고리즘에 의한 복원 영상

(a) 1회 반복 변환한 영상

(b) 2회 반복 변환한 영상

Fig. 11. Reconstruction image of proposed algorithm. (a) The image of 1st iterated transformation (b) The image of 2nd iterated transformation

V. 결론

본 논문에서는 데이터 의존성 영역의 생성과 순차적 복호화 방법으로 반복 변환시 소요되는 불필요한 계산을 제거하고, bound()함수를 이용하는 새로운 초기 영상 추정 방법을 제안하여 고속 프랙탈 복호화 알고리즘을 실현하였다. 제안한 알고리즘의 복호화 과정은 부호화시 구해진 축소 변환 계수를 이용하여 데이터 의존성 영역을 생성하고, 제안한 초기 영상 추정을 데이터 의존성 영역을 제외한 참조 치역에 한해서만 적용하여 먼저 복호화 한다. 그리고 데이터 의존성 영역은 먼저 복원된 참조 치역을 이용하여 마지막 반복 변환시 한 번만에 복원한다. 따라서 기존의 방법은 복원하고자 하는 영상의 전체 치역 블록에 대해 축소 변환을 적용하였으나, 제안한 방법은 참조 치역에만 반복 축소 변환을 적용함으로써 부호화시 소요되는 계산량을 감소하였다.

기존의 초기 영상 추정은 밝기 변화가 심한 블록인 경우 축소 변환식의 교점을 구할 수 없으므로 추정값이 부정확하였으나, 제안한 방법은 bound()함수를 이용하여 a_0 과 a_{255} 의 평균을 추정값으로 설정함으로써 밝기 변화가 심한 블록을 포함한 모든 경우에 대해 정확한 추정이 가능하였다. 또한 블록 분할을 이용한 추정으로 더욱 고정점에 근접한 초기 영상을 추정하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 고속 수렴 속도를 갖는 새로운 프랙탈 영상 복호화 알고리즘은 부호화시 소

되는 계산량을 기존의 방법 1에 비해 64% 감소하였고, 기존의 방법 2에 비해 40% 감소함으로써 프랙탈 영상의 고속 복호화를 가능하게 하였다. 현재 부호화 시 데이터 의존성을 고려하는 연구가 진행 중에 있으며, 이의 결과를 제안한 알고리즘에 적용하면 더욱 향상된 고속 복호화가 가능할 것이다.

※ 본 논문은 1996년도 정보통신부 대학 기초 연구 지원사업에 의한 결과의 일부임(과제번호: U96-113).

참 고 문 헌

- [1] A. N. Netravali and J. O. Limb., "Picture coding: A review," *Proc. IEEE*, vol. 63, pp. 366-406, Mar. 1980.
- [2] A. K. Jain, "Image data compression: A review," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp. 349-389, Mar. 1981.
- [3] M. F. Barnsley and S. demko, "Iterated function systems and the global construction of fractal," *Proc. of Royal soc. London*, vol. A399, pp. 243-275, 1985.
- [4] M. F. Barnsley, "Application of recurrent iterated function system to images," *SPIE Visual Communications and Image Processing*, pp. 122-131, 1988.
- [5] A. Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 18-30, Jan. 1992.
- [6] Y. Fisher, *Fractal image compression: theory and application*, springer-Verlag, New York, pp. 25-75, 1995.
- [7] D. M. Monro and F. Dudbrige, "Fractal approximation of image block," *Proc. IEEE ICASSP '92*, vol. 3, pp. 485-488, Mar. 1992.
- [8] G. E. Oien, s. Lepsoy, and T. A. Ramstad, "An inner product space approach to image coding by contractive transformations," *Proc. of ICASSP '91*, pp. 2773-2776, 1991.
- [9] S. Lepsoy, G. E. Oien, and T. A. Ramstad, "Attractor image compression with a fast non-iterative algorithm," *Proc. of ICASSP '93*, vol. 5, pp. 337-340, 1993.
- [10] 문용호, 김형순, 손경식, 김윤수, 김재호, "고속 프랙탈 복원 알고리즘," *한국통신학회 논문지*, vol. 21, no. 3, pp. 564-575, Mar. 1996
- [11] 강경원, 정태일, 류권열, 권기룡, 문광석, "데이터 의존성과 개선된 초기 영상 추정을 이용한 고속 프랙탈 영상 복호화," *대한전자공학회 추계종합 학술대회논문집*, vol. 19, no. 2, pp. 1488-1491, Nov. 1996

저 자 소 개



柳 權 烈(正會員)

1956년 9월 26일생. 1982년 경북대학교 전자공학과 공학사. 1990년 경북대학교 산업대학원 컴퓨터공학과 공학석사. 1997년 부경대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 1982년 6월 ~ 1986년 6월 삼성반

도체통신(주) 시스템개발실. 1986년 7월 ~ 1995년 4월 포항공과대학교 전자계산소 주 관심분야는 영상처리, 적응신호처리, 지식베이스 등임.



文 光 碩(正會員)

1955년 9월 10일생. 1979년 경북대학교 전자공학과 공학사. 1981년 경북대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1989년 경북대학교 대학원 전자공학과 공학박사. 1988년 1월 ~ 1988년 12월 일본 동경대학교

공학부 연구원. 1990년 3월 ~ 현재 부경대학교 전자공학과 부교수. 주 관심분야는 영상처리, 적응신호처리 등임.