

프랙탈 영상에서 데이터 의존성을 이용한 고속 복호화 알고리즘

正會員 류 권 열*, 정 태 일*, 강 경 원*, 권 기 룡**, 문 광 석*

A Fast Decoding Algorithm Using Data Dependence in Fractal Image

Kweon-Yeol Ryu*, Tae-Il Jeong*, Kyong-Won Kang*, Ki-Ryong Kwon**,
Kwang-Seok Moon* *Regular Members*

요 약

기존의 프랙탈 영상 복호화 방법은 복원하고자 하는 영상의 전체 지역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용하여야 하므로 복호화시 많은 계산량이 요구되었다. 따라서 본 논문에서는 반복 축소 변환에 소요되는 계산량을 줄이기 위하여 데이터 의존성을 이용한 고속 복호화 알고리즘을 제안한다. 복원하고자 하는 영상의 지역을 변환 계수에 따라 정의역으로 참조된 부분, 즉 참조 지역과 정의역으로 참조되지 않은 부분, 즉 비참조 지역으로 나눈다. 참조 지역은 독립적인 반복 축소 변환에 의해 수렴되는 영역이며, 비참조 지역은 참조 지역의 수렴에 의존하여 복호화가 가능한 영역이다. 그러므로 비참조 지역을 데이터 의존 영역으로 정의하였다. 데이터 의존 영역은 참조 지역이 수렴될 경우 한 번의 축소 변환만으로 복원된다. 따라서 제안한 방법은 데이터 의존 영역을 제외한 참조 지역에만 반복 축소 변환을 적용하여, 복호화시 소요되는 계산량을 감소함으로써 프랙탈 영상의 고속 복호화를 가능하게 한다.

ABSTRACT

Conventional method for fractal image decoding requires high-degree computational complexity in decoding process, because of iterated contractive transformations applied to whole range blocks. In this paper, we propose a fast decoding algorithm of fractal image using data dependence in order to reduce computational complexity for iterated contractive transformations. Range of reconstruction image is divided into a region referenced with domain, called referenced range, and a region without reference to domain, called unreferenced range. The referenced range is converged with iterated contractive transformations, and the unreferenced range can be decoded by con-

*부경대학교 전자공학과

**부산외국어대학교 전자공학과

論文番號:97206-0620

接受日字:1997年 6月 20日

vergence of the referenced range. Thus the unreferenced range is called data dependence region. We show that the data dependence region can be decoded by one transformation when the referenced range is converged. Consequently, the proposed method reduces computational complexity in decoding process by executing iterated contractive transformations for the referenced range only.

1. 서 론

디지털 영상은 많은 양의 데이터가 필요하므로 이를 저장하거나 전송하기 위해서는 데이터 압축이 필수적이다¹⁾. 따라서 높은 압축율과 초저속 전송에서도 복원 영상의 화질을 일정 수준으로 유지할 수 있는 프랙탈 영상 압축 방법이 연구되고 있다. Barnsley²⁾는 자기 유사성(self similarity)을 갖는 간단한 규칙에 의하여 복잡한 프랙탈 구조를 생성하고, 영상 데이터를 반복 축소 변환으로 표현함으로써 데이터 양을 줄이는 프랙탈 영상 압축의 이론적 기반을 처음으로 제시하였다. 이 방법은 높은 압축율뿐만 아니라, 무한 해상도를 갖는 영상을 표현할 수 있으며, 임의의 영상에 대한 반복 축소 변환을 찾는 일은 지관적으로 수행된 문제점이 있었다. 이 이론을 기반으로 하여 Jacquin³⁾은 반복 축소 변환을 블럭별로 찾는 자동화된 알고리즘인 PIFS(partitioned iterated function system)를 제시하였다. 그리고 Fisher⁴⁾는 블럭을 영상의 화질에 따라 분할하는 Quad Tree 방식을 제안하였다. Jacquin 및 Fisher의 방법은 영상의 화질을 향상되나, 이 방법은 영상의 전체 영역을 탐색하여야 하므로 부호화시간이 오래 걸리고, 부호화시 전체 영역에 대해 반복 변환을 적용함에 따라 많은 계산량이 요구되는 문제점이 있다. 또한 Oien⁵⁾과 Lepsoy⁶⁾는 부호화시간을 단축하기 위하여 내적 공간 점(inner product space) 방법을 이용한 반복 적용이 필요 없는 부호화 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이 방법들은 치역 블럭의 크기가 8×8 이하로 제한되므로 효율적으로 부호화하지 못하였다. 실제 VOD(video on demand), DVD(digital video disk), CD-ROM 등과 같이 영상 재생 시스템에서는 부호화의 속도가 더욱 중요하다.

프랙탈 영상의 일반적인 부호화 방법⁷⁾은 치역(range) 및 정의역(domain)을 각각 별도의 영상으로 사용함에 따라 한 번의 반복 변환이 완료된 후, 변환된 치역 블럭이 다음 반복 변환의 정의역으로 참조될 수 있

다. 그러므로 복원 영상의 수립에 소요되는 반복 변환 횟수가 증가하며, 모든 치역 블럭에 대해 반복 축소 변환을 적용하여야 하므로 부호화시 많은 계산량이 요구되는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위한 기존의 방법⁸⁾은 복원 영상의 치역 및 정의역으로 동일한 하나의 영상을 사용하여 한 번 변환된 치역 블럭을 다음 치역 블럭의 변환에 참조함으로써 복원 영상의 수립에 소요되는 반복 변환 횟수를 감소하였다. 그러나 이 방법은 수립 속도는 향상되나 전체 치역 블럭에 대하여 축소 변환을 적용하므로 한 번 반복 변환에 소요되는 계산량은 감소되지 않는다.

본 논문에서는 부호화 과정의 반복 변환에 소요되는 계산량을 줄이기 위하여 데이터 의존성을 이용한 고속 부호화 알고리즘을 제안한다. 프랙탈 영상의 부호화 과정에서 수립되는 영상은 독립적인 반복 축소 변환에 의해 수립되는 영역과 반복 축소 변환 없이 한 번의 변환만으로 수립되는 영역으로 나누어진다. 독립적인 반복 축소 변환에 의해 수립되는 영역은 정의역으로 참조된 치역, 즉 참조 치역이며, 독립적인 반복 축소 변환 없이 한 번의 변환만으로 수립되는 영역은 정의역으로 참조되지 않은 치역, 즉 비참조 치역이다. 비참조 치역은 참조 치역의 수립에 의존하여 수립되므로 비참조 치역을 데이터 의존 영역으로 정의한다. 데이터 의존 영역은 참조 치역이 수립되면 마지막 반복 변환시 한 번의 변환으로 수립된다. 따라서 복원하고자 하는 영상의 전체 치역을 참조 치역과 데이터 의존 영역으로 구분하고, 데이터 의존 영역을 제외한 참조 치역에만 반복 축소 변환을 적용함으로써 부호화시 소요되는 계산량을 감소하였다. 본 논문의 구성은 II장에서 일반적인 프랙탈 영상 압축을 설명하며, III장에서는 프랙탈 영상에서 데이터 의존성을 이용한 고속 부호화 알고리즘을 서술한다. IV장에서 실험 결과를 알아보고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 프랙탈 영상 압축^[5]

1. 프랙탈 영상 부호화

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

$$\forall x, y \in S$$

$$d(w(x), w(y)) \leq s \times d(x, y), \quad 0 \leq s < 1 \quad (1)$$

d : 측도(metric), s : 변환의 축소비.

이와 같은 축소성을 만족하는 변환 w 의 집합을 W 라고 하면, 전체 변환 W 도 축소 변환의 성질을 가지며 이러한 축소 변환들로 이루어지는 시스템을 반복 변환 시스템이라 한다. 반복 변환 시스템은 임의의 영상 f_0 에 변환 W 를 반복적으로 적용할 경우 유일한 고정점 $|W|$ 에 수렴하는 성질을 가지며, 이미 수렴된 고정점 W 는 변환 W 를 계속 적용하여도 더 이상 변화하지 않는다. 이러한 특성을 고정점 정리라 하며 식 (2)와 같이 나타낸다.

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

일반적인 프랙탈 영상 부호화는 부호화 하고자 하는 원 영상을 고정점으로 하는 반복 변환 시스템을 구하는 것으로 3단계로 이루어진다.

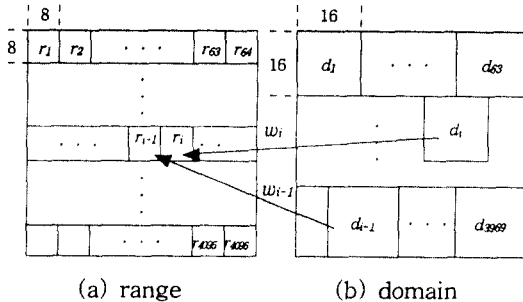


그림 1. 지역 및 정의역의 관계
Fig. 1 The relationship between range and domain.

1단계는 부호화 하고자 하는 영상과 동일한 원 영상을 각각 지역 및 정의역으로 설정한 후, 그림 1에서와 같이 지역 블록($r_1 \sim r_{4096}$)은 8×8 크기로 서로 중첩되지 않게 분할하며, 정의역 블록($d_1 \sim d_{3969}$)은 16×16 크기로 50% 중첩되게 분할한다. 이 때 정의역 블록의 크기가 지역 블록의 4배이므로 축소율은 $1/4$ 로 결정된다. 2단계는 하나의 지역 블록 r_i 에 대해 임의의 정의역 블록 d_j 를 선택한 후, 정의역 블록을 공간 영역에서 평균하여 지역 블록 크기로 축소한다. 그리고 지역 블록과 정의역 블록간의 계조도 변화량 s_i , 밝기 조절값 a_i 및 평균 자승 오차(mean square error) E 를 구한 후, 오차 E 가 가장 작은 정의역 블록을 찾는다. 이 때 다양한 형태의 정의역 블록을 얻기 위해, 8가지 기하학적인 변환(isometry)을 적용하여 지역 블록과의 근사화 오차를 줄일 수 있도록 한다. 3단계는 위의 과정을 매 지역 블록마다 모든 정의역 블록에 대해 수행한 다음, 평균 자승 오차가 가장 작은 정의역 블록과 그 때의 축소 변환 계수들을 찾음으로써 부호화가 이루어진다. 여기서 i 번째 지역 블록에 대한 축소 변환식이 w_i 일 때, 전체 영상의 반복 변환 시스템 W 는 식 (3)과 같다.

$$W = w_1 \cup w_2 \cup w_3 \cup \dots \cup w_{4096} \quad (3)$$

그리고 식 (2)의 고정점 정리에 따라 부호화시 생성된 반복 변환 시스템은 원 영상에 근접하는 유일한 고정점을 가지며, 임의의 초기 영상 f_0 에 대해 변환 W 를 반복적으로 적용함으로써 원 영상의 복원이 가능하다.

2. 프랙탈 영상 복호화

프랙탈 영상의 복호화는 복원하고자 하는 영상의 반복 변환 시스템 W 가 주어진 상태에서 동일한 임의의 초기 영상을 그림 1에서와 같이 지역 및 정의역으로 각각 설정한다. 그리고 모든 지역 블록에 대해 부호화시 구해진 변환 계수에 따라 축소 변환을 수행하며, 이러한 축소 변환을 반복적으로 적용함으로써 수렴된 복원 영상을 구한다. 즉, i 번째 지역 블록 r_i 를 복호화 하는 과정은 축소 변환 계수에 따라 대응되는 정의역 블록 d_j 를 선택하여 공간 축소한 후, 그 정의역 블록의 각 화소값에 계조도 변화량 s_i 를 곱하고 밝기 조절값 a_i 를 더하여 지역 블록의 화소값을 구하는

과정으로 수행된다. 이와 같은 과정을 모든 지역 블록 $r_1 \sim r_{4096}$ 에 대해 반복적으로 적용하여 부호화된 영상을 복호화 한다. 이러한 일반적인 복호화 방법은 지역 및 정의역을 별도의 영상으로 사용함에 따라 한번 반복 변환이 완료된 후, 변환된 지역 블록이 다음 변환의 정의역으로 참조될 수 있다. 그러므로 복원 영상의 수립에 소요되는 반복 변환 횟수가 증가하며, 모든 지역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용하여야 하므로 복호화시 많은 계산량이 요구되는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 개선하기 위한 기존의 방법⁸⁾은 복원하고자 하는 영상의 지역 및 정의역으로 동일한 하나의 영상을 사용하여 한 번 축소 변환된 지역 블록을 다음 지역 블록의 축소 변환에 참조함으로써 그림 2에서와 같이 복원 영상의 수립 속도를 개선하였다.

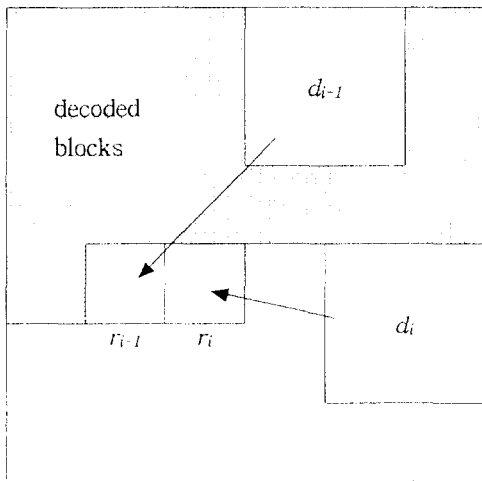


그림 2. 개선한 기존의 복호화 방법
Fig. 2 Improved conventional decoding method.

그림 2에서 점으로 표시된 부분은 변환이 수행된 영역이고, 아래쪽의 흰색 부분은 변환이 수행되지 않은 영역이다. 여기서 지역 블록 r_{i-1} 의 정의역 블록인 d_{i-1} 은 이미 축소 변환이 수행된 화소들로 구성되어 있으므로, d_{i-1} 을 정의역으로 하여 변환된 지역 블록 r_{i-1} 은 최소한 두 번 축소 변환을 수행한 결과를 갖게 된다. 따라서 개선한 복호화 방법으로 수립 속도는

향상되나 전체 지역 블록에 대하여 축소 변환을 적용하므로 한 번 반복 변환에 소요되는 계산량은 감소되지 않는다.

III. 데이터 의존성을 이용한 고속 복호화 알고리즘

프레탈 영상의 복호화는 복원하고자 하는 영상의 반복 변환 시스템 W 가 주어진 상태에서 임의의 영상에 변환 W 를 반복적으로 적용하여 원 영상을 복원한다. 이러한 기존의 방법은 복원하고자 하는 영상의 전체 지역 블록에 대해 반복 축소 변환을 적용하여야 하므로 복호화시 많은 계산량이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 복호화시 반복 축소 변환에 소요되는 계산량을 줄이기 위하여 데이터 의존성을 이용한 고속 복호화 알고리즘을 제안한다. 일반적인 프레탈 영상 부호화는 부호화 하고자 하는 영상과 동일한 영상을 지역 및 정의역으로 각각 설정하고, 지역 및 정의역을 블록 단위로 분할하여 분할된 각각의 지역 블록에 대해 평균 자승 오차가 최소인 정의역 블록을 탐색하여 찾은 후, 이 때의 변환 계수를 이용하여 부호화 한다. 여기서 지역 블록은 중첩되지 않게 분할하고 정의역 블록은 공간 영역에서 지역 블록의 2배 크기로 서로 중첩이 되게 분할한다. 따라서 각각의 지역 블록에 대한 정의역 블록의 탐색 과정에서 정의역 블록은 중첩 또는 중복이 가능하므로 모든 지역 블록이 정의역 블록으로 참조되는 것은 아니다. 이러한 지역 및 정의역의 관계는 식 (4)에서와 같다.

$$R = P(R) \cup P(D) \tag{4}$$

식 (4)에서 R 은 전체 지역 영역이고, $P(R)$ 은 정의역으로 참조된 지역이며, $P(D)$ 은 정의역으로 참조되지 않은 지역을 나타낸다. 프레탈 영상의 복원은 정의역으로 참조된 지역 $P(R)$ 에만 반복 축소 변환을 적용하므로 복호화가 가능하며, 정의역으로 참조되지 않은 지역 $P(D)$ 는 복원 영상의 수립에 아무런 영향을 미치지 않는다.

부호화시 생성되는 변환 계수들은 정의역 블록 정보, 8가지 기하학적인 변환 정보, 계조도 변화량, 밝기 조질값 및 분할 정보 등 복호화에 필요한 정보를 포함한다. 이러한 변환 계수를 이용하여 복원하고자

하는 영상의 지역 블록을 정의역으로 참조된 부분, 즉 참조 지역과 정의역으로 참조되지 않은 부분, 즉 비참조 지역으로 나눈다. 참조 지역은 독립적인 반복 축소 변환에 의해 수렴되는 영역이며, 비참조 지역은 참조 지역의 수렴에 의존하여 복호화가 가능한 영역이다. 즉 비참조 지역은 참조 지역이 수렴될 경우 한 번의 축소 변환만으로 복원된다. 본 논문에서는 이러한 비참조 지역을 데이터 의존 영역으로 정의한다. 따라서 제한한 복호화 방법에서는 데이터 의존 영역을 제외한 참조 지역에 대해서만 반복 축소 변환을 적용하여 원 영상을 복원함으로써 복호화시 소요되는 계산량을 감소한다. 그리고 데이터 의존 영역은 수렴된 참조 지역을 이용하여 마지막 반복 변환시 한 번만에 복원한다.

지역 및 정의역의 관계로부터 데이터 의존 영역의 생성 과정을 알아보기 위하여 그림 3에서와 같이 복원하고자 하는 임의의 영상이 16개의 지역 블록으로 구성되었다고 가정한다.

지역 블록	참조된 지역 블록(정의역)	S, O, ISO
R1	R2,R3,R6,R7	
R2	R6,R7,R10,R11	
R3	R3,R4,R7,R8	
R4	R1,R2,R5,R6	
R5	R5,R6,R9,R10	
R6	R6,R7,R10,R11	
R7	R5,R6,R9,R10	
R8	R3,R4,R7,R8	
R9	R2,R3,R6,R7	
R10	R1,R2,R5,R6	
R11	R5,R6,R9,R10	
R12	R6,R7,R10,R11	
R13	R1,R2,R5,R6	
R14	R2,R3,R6,R7	
R15	R1,R2,R5,R6	
R16	R3,R4,R7,R8	

(a) transformation table

R1	R2	R3	R4
R5	R6	R7	R8
R9	R10	R11	R12
R13	R14	R15	R16

(b) range

D4,D10, D13,D15	D3,D8,D16
D5,D7, D1,D9,D14	
D11	D2,D6,D12 R12
R13	R14 R15 R16

(c) domain & data dependence region

그림 3(a)는 정의역 블록 정보, 계조도 변화량 s , 밝기 조절값 o 및 8가지 기하학적인 변환 정보들이 저장된 축소변환표를 나타내고, 그림 3(b)는 복원하고자 하는 영상의 전체 지역 블록을 나타내며, 그림 3(c)는 정의역 및 데이터 의존 영역의 관계를 나타낸다. 여기서 지역 블록 R_2, R_3, R_6, R_7 은 정의역 블록 D_1, D_9, D_{14} 에 참조되었고, 지역 블록 R_6, R_7, R_{10}, R_{11} 은 정의역 블록 D_2, D_6, D_{12} 에 참조되었으며, 지역 블록 R_3, R_4, R_7, R_8 은 정의역 블록 D_3, D_8, D_{16} 에 참조되었다. 그리고 지역 블록 R_1, R_2, R_5, R_6 은 정의역 블록 $D_4, D_{10}, D_{13}, D_{15}$ 에 참조되었으며, 지역 블록 R_5, R_6, R_9, R_{10} 은 정의역 블록 D_5, D_7, D_{11} 에 참조되었다. 따라서 지역 블록 $R_1 \sim R_{11}$ 은 정의역으로 참조되었으며 지역 블록 $R_{12} \sim R_{16}$ 은 정의역으로 참조되지 않았다. 즉 지역 블록 $R_1 \sim R_{11}$ 은 참조 지역이며 지역 블록 $R_{12} \sim R_{16}$ 은 비참조 지역이다. 여기서 비참조 지역은 반복 축소 변환시 복원 영상에 아무런 영향을 미치지 않으며, 참조 지역의 수렴에 의존하여 복원된다. 따라서 정의역으로 참조되지 않은 지역, 즉 비참조 지역 $R_{12} \sim R_{16}$ 을 데이터 의존 영역으로 정의한다.

512×512크기의 Lena 영상으로부터 제한한 방법에 의해 생성된 데이터 의존 영역은 그림 4에서와 같다.



그림 4. Lena 영상의 데이터 의존 영역

Fig. 4 Data dependence region of Lena image.

그림 3. 데이터 의존 영역 생성에 따른 지역 및 정의역의 관계

Fig. 3 The relationship between range and domain according to creation of data dependence region.

그림 4에서 검게 표시된 부분이 데이터 의존 영역을 나타내며, 데이터 의존 영역 생성율이 전체 지역의 22.5%를 나타낸 경우이다.

제안한 방법으로 축소 변환을 2회 반복 수행한 경우 정의역과 치역의 대응 관계 및 데이터 의존 영역의 복호화 과정은 그림 5에서와 같다.

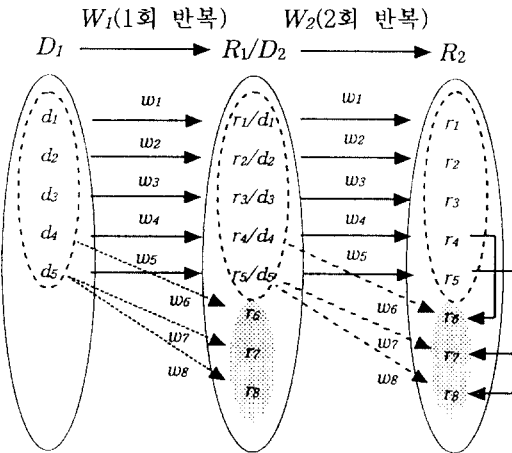


그림 5. 2회 반복 변환시 제안한 방법의 복호화 과정
Fig. 5 The decoding process of proposed method on two times iteration.

여기서 $r_1 \sim r_8$ 은 치역 요소를 나타내고, $d_1 \sim d_5$ 는 정의역 요소를 나타내며 $w_1 \sim w_8$ 은 각 치역 요소에 대한 축소 변환을 나타낸다. 복원하고자 하는 영상의 치역 요소들 중 다음 변환 단계에서 사용되지 않는 요소인 r_6, r_7, r_8 은 데이터 의존성 요소이며, 이의 수렴은 사용된 치역 요소인 $r_1 \sim r_5$ 의 수렴 여부에 달려 있다. 따라서 데이터 의존성 요소인 r_6, r_7, r_8 은 축소 변환 과정에서 제외되며, 사용된 치역 요소인 $r_1 \sim r_5$ 에 대해서만 축소 변환을 적용하여 수렴된 복원 영상을 얻는다. 데이터 의존성 요소인 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 적용하여 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 한다. 이러한 데이터 의존 영역의 생성 및 복호화 흐름도는 그림 6에서와 같다.

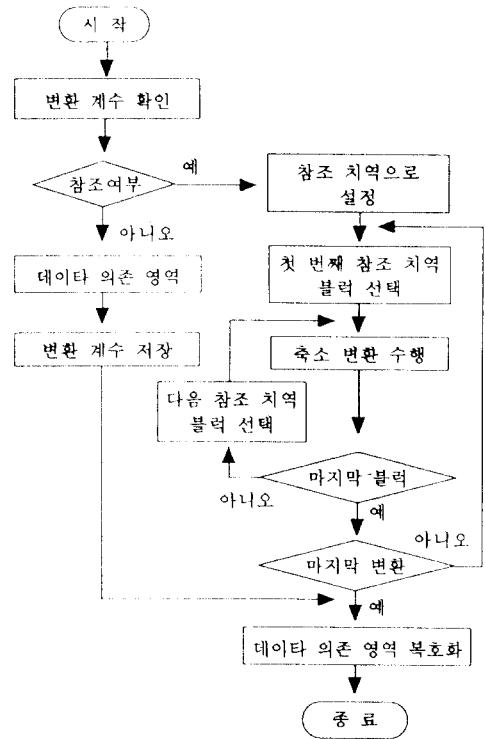


그림 6. 데이터 의존 영역 생성 및 복호화 흐름도
Fig. 6 Flow chart for the creation and decoding of data dependence region.

IV. 실험 결과

본 논문에서는 512×512 크기의 Lena, Bridge, Boat 영상에 대하여 Fisher^[5]가 제안한 Quad Tree 방법을 기반으로 실험하였다. 각 화소는 256단계의 계조도를 가지며 치역 블록은 16×16, 8×8로 가변 되게 하였으며, 가변 블록의 분할입계값은 8로 설정하였다. 그리고 복원 영상의 수렴 정도를 표시하기 위한 PSNR은 식 (5)에 의하여 구하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \tag{5}$$

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

여기서 $f(x, y)$ 및 $\hat{f}(x, y)$ 는 각각 원 영상 및 복원

영상의 화소값을 나타내고 N은 각 영상 내의 화소수이다.

실험에서 기존의 방법 1^[5]은 복원하고자 하는 영상의 지역 및 정의역으로 각각 별도의 영상을 사용하여 복호화 하는 경우, 즉 Fisher의 방법을 나타내고, 기존의 방법 2^[6]는 복원하고자 하는 영상의 지역 및 정의역으로 동일한 하나의 영상을 사용함으로써 수렴 속도를 개선한 방법을 나타내며, 제안한 방법은 기존의 방법 2에 데이터 의존성을 추가한 방법을 나타낸다.

실험 결과 가변 블럭의 분할입계값에 따른 각 영상의 데이터 의존 영역 생성율은 그림 7에서와 같았다.

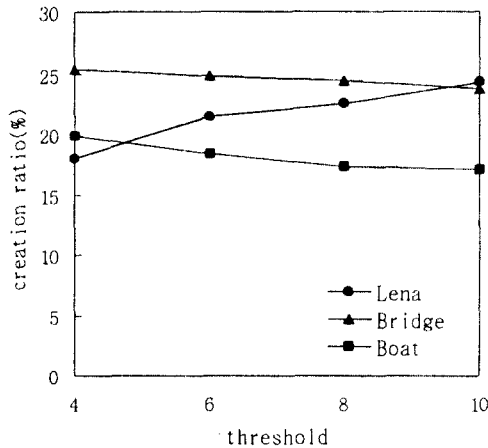


그림 7. 데이터 의존 영역 생성율
Fig. 7 The creation ratio of data dependence region.

그림 7에서 나타나는 바와 같이 부호화시 설정하는 가변 블럭의 분할입계값에 따라 데이터 의존 영역의 생성율은 차이가 있었으며, Bridge 영상이 Lena 및 Boat영상에 비해 데이터 의존 영역 생성율이 높았다. 각 영상에 대한 데이터 의존 영역의 생성율은 Lena 영상의 경우 분할입계값이 4일 때 18%, 6일 때 21.5%, 8일 때 22.5%, 10일 때 24.3%를 나타내었고, Bridge 영상의 경우 분할입계값이 4일 때 25.4%, 6일 때 24.8%, 8일 때 24.4%, 10일 때 23.7%를 나타내었으며, Boat 영상의 경우 분할입계값이 4일 때 19.9%, 6일 때 18.4%, 8일 때 17.3%, 10일 때 17.1%를 나타내었다. 이러한 데이터 의존 영역의 생성율은 Lena 영상의 경우 분할

입계값이 클수록 증가하며, Bridge 및 Boat 영상의 경우는 분할입계값이 클수록 감소하였으므로 영상의 특성에 따라 차이가 있음을 알 수 있었다.

반복 변환 횟수에 따른 복원 영상의 PSNR은 표 1에서와 같이 기존의 방법 1은 6회 반복 변환하였을 때 28.7dB에 수렴하였고, 기존의 방법 2 및 제안한 방법은 4회 반복 변환하였을 때 28.5dB에 수렴하였다.

표 1. 반복 변환에 따른 PSNR
Table 1. PSNR according to iterated transformations.

반복 횟수	제안한 방법(dB)	기존의 방법 2(dB)	기존의 방법1(dB)
1회 반복	13.9	14.8	11.1
2회 반복	21.1	21.4	16.3
3회 반복	27.1	26.6	20.3
4회 반복	28.5	28.5	24.0
5회 반복			27.6
6회 반복			28.7

그러므로 4회 반복 변환시 수렴된 복원 영상의 PSNR은 제안한 방법과 기존의 방법 2가 동일하다. 따라서 제안한 방법은 부호화시 생성된 변환 계수를 복호화시 그대로 이용하므로 반복 축소 변환 과정에서 데이터 의존 영역이 제외되어도 복원 영상의 화질에는 전혀 영향이 없음을 알 수 있다.

제안한 방법에 의한 반복 변환시 소요되는 누적 곱셈수는 표 2에서와 같았다.

표 2. 반복 변환에 따른 누적 곱셈수
Table 2. Cumulate multi. no. according to iterated transformations.

반복 횟수	제안한 방법	기존의 방법 2	기존의 방법1
1회 반복	406,528	524,288	524,288
2회 반복	813,056	1,048,576	1,048,576
3회 반복	1,219,584	1,572,864	1,572,864
4회 반복	1,743,872	2,097,152	2,097,152
5회 반복			2,621,440
6회 반복			3,145,728

표 2에 나타나는 바와 같이 기존의 방법 2의 경우 기존의 방법 1에 비해 복원 영상의 수렴에 소요되는 반복 변환 횟수는 2회 감소하였으나, 4회 반복 변환하였을 때의 누적 곱셈수가 2,097,152회로써 기존의 방법 1과 동일하므로 한 번 반복 변환에 소요되는 계산량은 감소되지 않았다. 그러나 제안한 방법은 4회 반복 변환하였을 때 소요되는 누적 곱셈수가 1,743,872회이므로 한 번 반복 변환에 소요되는 계산량이 기존의 방법 1 및 2에 비해 117,760회 감소하였다. 그리고 복원 영상의 수렴에 소요되는 곱셈 계산량은 제안한 방법이 1,743,872회이고, 기존의 방법 1이 3,145,728회이며, 기존의 방법 2가 2,097,152회이다. 따라서 제안한 방법은 기존의 방법 1에 비해 44.6%의 곱셈 계산량이 감소하였고, 기존의 방법 2에 비해 16.8%의 곱셈 계산량이 감소함으로써 프랙탈 영상의 고속 복호화를 가능하게 하였다.

원 영상의 해상도에 따른 계산량 감소 효과를 알아보기 위하여 256×256 및 512×512 크기의 각 영상에 대한 반복 변환시 복원 영상의 PSNR 및 누적 곱셈 계산량을 그림 8에 나타내었다.

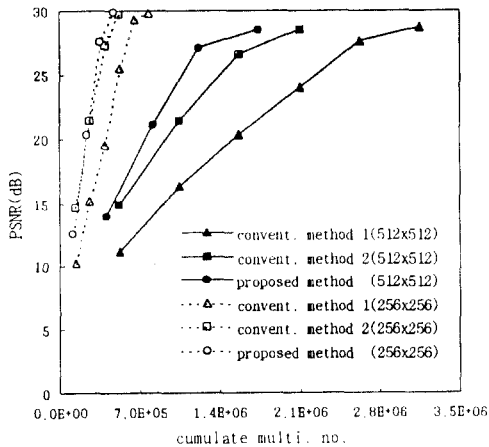


그림 8. PSNR에 따른 누적 곱셈수 비교
Fig. 8 Comparison of cumulate multi. no. according to PSNR.

여기서 실선은 512×512 크기의 Lena 영상인 경우이고, 점선은 256×256 크기의 Lena 영상인 경우이다. 그림 8에서와 같이 512×512 크기의 영상은 데이터 의존 영역이 22.5% 생성되었고, 4회 반복 변환시

PSNR이 28.5dB에 수렴하였으며, 이 때 곱셈 계산량은 기존의 방법 1에 비해 44.6%, 기존의 방법 2에 비해 16.8% 감소하였다. 256×256 크기의 영상은 데이터 의존 영역이 10.9% 생성되었고, 4회 반복 변환시 PSNR이 29.9dB에 수렴하였으며, 이 때 곱셈 계산량은 기존의 방법 1에 비해 38.8%, 기존의 방법 2에 비해 8.2% 감소하였다. 따라서 512×512 크기의 영상이 256×256 크기의 영상에 비해 데이터 의존 영역의 생성을 몇 복호화시 계산량 감소 효과가 높음을 알 수 있다.

제안한 방법에서 가변 블럭의 분할임계값 및 영상의 특성에 따른 복호화시 소요되는 곱셈 계산량의 감소율은 그림 9에서와 같았다.

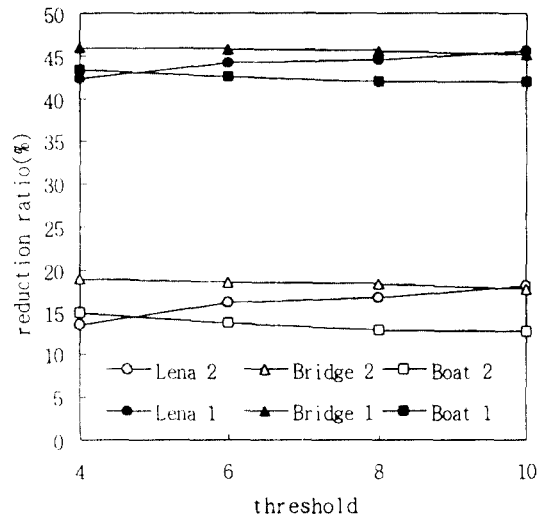


그림 9. 분할임계값에 따른 계산량 감소율
Fig. 9 The reduction ratio of computational complexity according to threshold.

여기서 검은 색 표시의 Lena 1, Bridge 1 및 Boat 1은 기존의 방법 1에 대한 계산량 감소율을 나타내고, 흰색 표시의 Lena 2, Bridge 2 및 Boat 2는 기존의 방법 2에 대한 계산량 감소율을 나타낸다. 그림 9에서와 같이 영상의 특성에 따른 계산량 감소율은 Lena 영상의 경우에 분할임계값이 증가할수록 높아지며, Bridge 및 Boat 영상의 경우는 분할임계값이 증가할수록 낮아짐을 알 수 있다. 분할임계값이 4일 때, 기존의 방법 1에 대한 계산량 감소율은 Bridge 영상이

46%, Lena 영상이 42.3%, Boat 영상이 43.3%를 나타내었으며, 기존의 방법 2에 대한 계산량 감소율은 Bridge 영상이 19%, Lena 영상이 13.5%, Boat 영상이 14.9%를 나타내었다. 그리고 분할임계값이 8일 때, 기존의 방법 1에 대한 계산량 감소율은 Bridge 영상이 45.5%, Lena 영상이 44.6%, Boat 영상이 42%를 나타내었으며, 기존의 방법 2에 대한 계산량 감소율은 Bridge 영상이 18.3%, Lena 영상이 16.8%, Boat 영상이 13%를 나타내었다. 또한 복원 영상의 수렴에 소요되는 반복 변환 횟수가 기존의 방법 1은 6회, 기존의 방법 2는 4회 소요되었으므로 반복 변환 횟수가 많을수록 계산량 감소율이 높음을 알 수 있다. 본 논문의 실험에서는 Fisher의 방법에 의해 생성된 변환 계수를 이용하였으나, Jacquin의 방법에서도 edge 및 texture 영역은 평균 자승 오차가 최소인 정의역 블럭을 탐색하여 찾은 후, 이 때의 변환 계수를 이용하여 부호화하고, 복호화시 반복 축소 변환을 수행하므로 제안한 방법의 적용이 가능함을 알 수 있다.

지금까지는 곱셈 계산량만 고려하였으나, 덧셈 계산량을 포함한 복원 영상의 수렴에 소요되는 화소당 계산량은 그림 10에서와 같았다.

그림 10에 나타나는 바와 같이 복원 영상의 수렴에 소요되는 화소당 계산량은 기존의 방법 1은 덧셈이

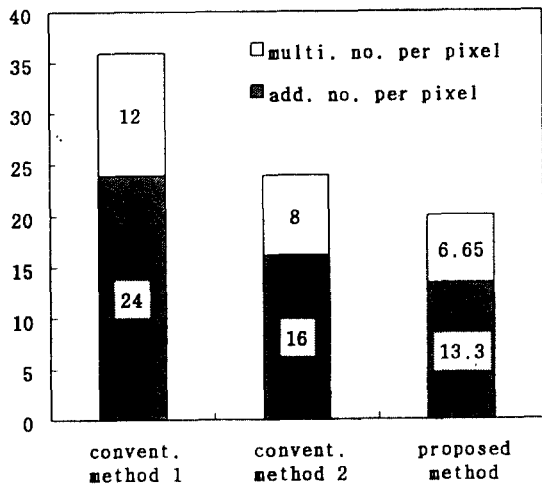


그림 10. 화소당 계산량
Fig. 10 Computational complexity per pixel.

24회, 곱셈이 12회이고, 기존의 방법 2는 덧셈이 16회, 곱셈이 8회이며, 제안한 방법은 덧셈이 13.3회 곱셈이 6.65회이다. 따라서 제안한 방법에 의한 복호화시 화소당 곱셈 및 덧셈 계산량이 기존의 방법 1에 비해 각각 44.6%, 기존의 방법 2에 비해 각각 16.8% 감소함을 알 수 있다.

제안한 방법에 의한 반복 변환시 복원 영상은 그림 11에서와 같다.



(a) PSNR=27.1dB (b) PSNR=28.5dB

그림 11. 제안한 방법에 의한 복원 영상
(a) 3회 반복 (b) 4회 반복

Fig. 11 Reconstruction image of proposed method.
(a) 3rd iteration (b) 4th iteration

그림 11(a)는 제안한 방법에 의한 3회 반복 변환시 복원 영상을 나타내고, 그림 11(b)는 제안한 방법에 의한 4회 반복 변환시 복원 영상을 나타낸다. 그림 11(a)에서 흰색 부분은 데이터 의존 영역으로 반복 축소 변환 과정에서 제외되며, 마지막 반복 축소 변환시 한 번만에 복원됨을 알 수 있다.

V. 결론

기존의 프레탈 영상 복호화 방법은 복원하고자 하는 영상의 전체 지역 블럭에 대해 반복 축소 변환을 적용함으로써 복호화시 많은 계산량이 요구되었다. 그러나 제안한 방법은 부호화시 구해진 축소 변환 계수를 이용하여 데이터 의존 영역을 생성하고, 데이터 의존 영역을 제외한 참조 지역에 대해서만 반복 축소 변환을 적용하여, 복호화시 소요되는 계산량을 감소함으로써 고속 복호화를 가능하게 하였다. 실험 결과

데이터 의존 영역의 생성율은 영상의 특성에 따라 차이가 있었으며 분할임계값이 8일 때, Bridge 영상이 24.4%, Lena 영상이 22.5%, Boat 영상이 17.1%를 나타내었다. 그리고 데이터 의존 영역은 부호화시 구해진 변환 계수를 그대로 이용하므로 부호화 방법 및 복원 영상의 화질에는 영향을 미치지 않는다. 결론적으로 제안한 방법은 부호화시 소요되는 계산량을 기존의 방법 1에 비해 44.6%, 기존의 방법 2에 비해 16.8% 감소함으로써 프레임 영상의 고속 부호화를 가능하게 하였다. 현재 부호화시 데이터 의존성을 고려하는 연구가 진행 중에 있으며, 이의 결과를 제안한 방법에 적용하면 더욱 향상된 고속 부호화가 가능할 것이다.

참 고 문 헌

1. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Sept. 1993.
2. 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.
3. M. F. Barnsley, "Application of recurrent iterated function system to images," *SPIE Visual Communications and Image Processing*, pp. 122-131, 1988.
4. 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.
5. Y. Fisher, *Fractal image compression: theory and application*, springer-Verlag, New York, 1995.
6. 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.
7. 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.
8. 강현수, 김성대, "빠른 수렴 속도를 가진 프레임 부호화 알고리즘," *한국통신학회 논문지*, 제20권, 제7

호, pp. 1939-1955, July 1995.



류 권 열(Kweon-Yeol Ryu) 성회원
 1982년 8월: 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1990년 8월: 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
 1997년 2월: 부경대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료

1982년 6월~1986년 6월: 삼성반도체통신(주) 시스템 개발실 근무

1986년 7월~1995년 4월: 포항공과대학교 전자계산소 근무

1995년 5월~현재: 위덕대학교 전자계산소 근무
 ※주관심분야: 영상처리, 적응신호처리, 지식베이스 등



정 태 일(Tae-II Jeong) 성회원
 1994년 2월: 부경대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1997년 2월: 부경대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1997년 3월~현재: 부경대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중



강 경 원(Kyong-Won Kang) 성회원
 1996년 2월: 부경대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1996년 3월~현재: 부경대학교 대학원 전자공학과 석사과정 재학중

권 기 룡(Ki-Ryong Kwon) 성회원
 한국통신학회 논문지 제22권 2호 pp. 343 참조
 현재: 부산외국어대학교 전자공학과 전임강사



문 광 석(Kwang-Seok Moon) 정회원

1979년 2월:경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1981년 2월:경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1989년 2월:경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1988년 1월~12월:일본 동경대학교 공학부 연구원

1990년 3월~현재:부경대학교 전자공학과 교수

※주관심분야:영상처리, 적응신호처리 등