

# 레벨과 대역별 스케일 인자를 갖는 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축 (Wavelet-Based Fast Fractal Image Compression with Multiscale Factors)

설 문 규(Moon-Gyu Seo)<sup>1)</sup>

## 요 약

기존의 DWT(Discrete Wavelet Transform) 영역에서 프랙탈 영상압축은  $B \times B$  블록 크기로 정의역과 치역블록을 구분한 후, 임의의 치역 블록에 대하여 모든 정의역 블록을 탐색하였다. 이러한 기존의 방법은 전체영상 대하여 정의역을 탐색함으로 부호화시 많은 시간이 소요되었다. 이러한 단점을 개선하고 화질을 개선하기 위해 본 논문에서는 DWT 영역에서 레벨과 대역별로 스케일 인자를 갖는 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축 방법을 제안한다. 제안한 방법은 웨이브릿 기반 영역에서 셀프 아핀 시스템을 이용하여 각각의 치역 블록에 대하여 정의역 블록을 선택할 때, 공간적으로 같은 위치에 있는 상위 레벨과 대역별로 AC 계수를 정의역으로 선택한다. 그래서 부호화 시간과 화질을 개선할 수 있다.

## ABSTRACT

In the conventional fractal image compression in the DWT(discrete wavelet transform), the domain and range blocks were classified as  $B \times B$  block size first before all domain block for each range block was searched.

The conventional method has a disadvantages that the encoding time takes too long, since the domain block for entire image was searched.

As an enhancement to such inefficiencies and image quality, this paper proposes wavelet-based fractal image compression with multiscale factors.

Thus, this proposed method uses multiscale factor along each level and band to enhance an overall image quality. In encoding process of this method, the range blocks are not searched for all the domain blocks; however, using the self affine system the range blocks are selected from the blocks in the upper level.

The image quality of the conventional method is 32.30[dB], and the proposed method is 35.97[dB]. The image quality is increased by 3.67[dB].

1) 종신회원 : 진주교육대학교 컴퓨터교육학과 교수

논문심사 : 2003. 7. 4.

심사완료 : 2003. 7. 16.

※ 본 논문은 진주교육대학교 연구비 지원으로 이루어진 것임.

## 1. 서론

영상, 음성, 문자 등의 총합체인 멀티미디어에서 영상정보는 정보전달 효과가 크다. 이러한 영상정보를 디지털 형태로 표현하기 위해서는 많은 양의 데이터가 필요하다. 따라서 디지털 영상 데이터를 효율적으로 전송하거나 저장하기 위해서는 영상 데이터의 압축은 필수적이다[1-2].

DCT를 기반으로 하는 JPEG, MPEG-1, MPEG-2는 압축률이 높을 경우에 복원영상의 예지가 상실되며 블록킹 현상 등으로 복원된 화질이 열등하다. 따라서 높은 압축률 및 64kbps 이하의 저속 전송에서도 영상의 재생 품질이 떨어지지 않는 압축방법에 대한 표준안이 MPEG-4이다. MPEG-4 중에서 DCT의 단점을 해결하기 위해 이산 웨이브릿 변환(discrete wavelet transform : DWT) 영역에서의 영상압축 방법이 제안되었다[3-5]. 이 방법은 영상을 기저벡터(basis vector)로 분할한 다해상도 영상에서 부호화함으로써, 높은 압축률에서도 복원영상의 블록킹 현상을 제거시킨다. 그러나 이 방법도 고주파 성분의 손실로 인하여 복원 영상의 에지 성분이 열화된다. 이를 해결하려는 방법으로서, 높은 압축률에서 에지나 텍스처의 시각적 복원화질이 우수한 프랙탈 영상 압축에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다[6-8].

인간 시각에 민감한 에지가 선명하게 복구되고 블록킹 현상이 없는 영상을 복원하기 위해, 웨이브릿과 프랙탈의 장점을 결합한 새로운 방법들이 연구되고 있다. 이들 방법에서는 DWT 영역에서 서로 다른 고주파 부대역간의 유사성을 이용하여 프랙탈 부호화하며, 이의 대표적인 방법으로는 Krupnik 등[9]의 방법을 들 수 있다.

Krupnik 등은 DWT 공간영역에서 동일 위치에 대응되는 서로 다른 부대역간의 DWT 영역의 AC 계수들을 묶은 블록들로서 지역 블록과 정의역 블록으로 구분하였고, 각각의 지역 블록과 정의역 블록에 대해 프랙탈 부호화함으로써 DWT 영역에서 자기 유사성을 찾는 방법을 제안하였다. Krupnik 등이 제안한 웨이브릿 기반 프랙탈 영상

압축 방법은 부호화 과정에서 최적의 정의역을 찾기 위하여 탐색과정이 필요하므로 부호화 과정에 많은 시간이 소요되는 단점이 있다.

본 논문에서는 DWT 영역에서 레벨과 대역별 스케일 인자를 갖는 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축을 제안한다. 제안한 방법은 웨이브릿 기반 영역에서 셀프 아핀 시스템을 이용하여 각각의 지역 블록에 대하여 정의역 블록을 선택할 때, 공간적으로 같은 위치에 있는 상위 레벨과 대역별로 AC 계수를 정의역으로 선택한다. 그래서 부호화 시간과 화질을 개선한다.

## 2. 프랙탈 영상압축

프랙탈 이론을 이용한 영상압축은 원 영상과 동일한 영상을 각각 지역 및 정의역 블록으로 설정하고, 지역 및 정의역 블록을 각각 일정한 크기의 블록으로 나눈 후, 각 지역 블록에 대해 근사화 오차가 가장 작은 정의역 블록을 찾아서 이때의 변환계수를 부호화 한다. 그리고 프랙탈 영상의 복호화는 부호화시 생성된 변환 계수를 이용하여 각 지역 블록에 대해 축소변환을 반복적으로 적용함으로써 복호화가 이루어진다.

### 2.1 축소 변환(contractive transformation)

어떤 집합에서 각 원소들 간의 거리를 정의하는 거리 척도가 존재할 때 그 집합을 척도 공간이라 한다. 완전 척도 공간에 포함되는 임의의 두 원소  $x$  및  $y$ 에 대하여 변환  $w$ 를 적용하였을 때, 변환된 두 원소  $w(x)$  및  $w(y)$  사이의 거리가 원래 원소 사이의 거리에 비해 축소되는 성질을 가지면, 이러한 변환  $w$ 를 축소변환이라 하고, 축소변환  $w$ 의 성질은

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

$d$ : 척도,  $s$ : 축소 비

와 같이 표현된다. 이와 같은 축소성을 만족하는 변환  $w_i$ 의 집합을  $W$ 라고 하면, 전체 집합  $W$ 도 축소 변환의 성질을 가지며, 이러한 축소변환을 반복적으로 수행하면 최종적으로 유일한 점으로 수렴하게 되는데 이 점을 고정점이라 한다.

### 2.2 고정점 정리(fixed point theorem)

완전 척도 공간  $S$ 내에서 변환  $W$ 가 축소 변환의 성질을 가질 때, 임의의 원소  $f_0$ 에 대하여 변환  $W$ 를 반복적으로 적용하면 유일한 고정점  $|W|$ 에 수렴하게 되고, 한 번 수렴된 고정점  $|W|$ 는 축소변환을 반복적으로 적용하여도 더 이상 변화하지 않는다. 이러한 성질을 고정점 정리라 하며, 고정점  $|W|$ 는

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

와 같이 표현된다.

### 2.3 반복 변환 시스템 (iterated function system)

축소 변환  $w_i(S)$ 로 이루어진 집합  $W$ 를 반복 변환 시스템이라 하며, 반복 변환 시스템  $W(S)$ 는

$$W(S) = \bigcup_{i=1}^n w_i(S) \quad (3)$$

와 같이 표현된다. 여기서 반복변환 시스템을 이루는 각각의 변환  $w_i$ 들이 축소변환이므로 전체 집합의 변환  $W$ 도 축소변환의 성질을 가지며, 변환  $W$ 를 반복적으로 적용하면 고정점 정리에 따라 유일한 한 점에 수렴하게 된다.

## 3. 웨이브릿 변환

### 3.1 웨이브릿 변환의 기본원리

웨이브릿 변환은 시간 및 주파수에 대하여 국부성을 가지며, 비정상상태의 신호를 해석하는데 유용하다. 웨이브릿 변환은 주어진 시간함수를 실수의 2차원 평면  $L^2(R)$ 에서 직교기저함수(orthogonal basis function)들의 집합을 형성하고 있는 웨이브릿 평면으로 투사하여, 서로 다른 분해능을 갖는 신호들을 변환시킴으로서 주어진 시간함수의 신호를 각각 다른 분해능에서 해석할 수 있는 변환이다.

웨이브릿 변환에서의 기저함수들은 원형 웨이브릿을 천이(translation) 및 확장/수축(dilation)을 시킴으로서 만들어진다. 이에 대한 웨이브릿 기저함수들의 선형결합은

$$\phi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad b \in R, a \neq 0 \quad (4)$$

이다. 여기서  $a$ 는 원형 웨이브릿을 확장/수축시키는 스케일 변수이고,  $b$ 는 이동을 나타내는 천이변수이다. 어떤 신호  $f(t)$ 에 대한 웨이브릿 변환은

$$Wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad b \in R, a \neq 0 \quad (5)$$

로 정의된다. 여기서 매개변수  $a, b$ 가 정수일 때 이산 웨이브릿 변환이라고 하였다. 특히  $a = 2^m, b = n2^n$ 일 때 정규기저직교를 구성할 수 있고, 기저함수는

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n) \quad (6)$$

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n)$$

가 된다.

신호를 다해상도로 분할하기 위하여  $V_m$ 을  $\phi_{m,n}(t)$ 에 구성되는 벡터공간이라 하면  $\phi_{m,n}(t)$ 는  $V_{M-1}$ 에서  $V_m$ 의 직교보수공간(orthogonal com-

plement space)  $W_m$ 의 직교기저를 이룬다.

$$V_{M-1} = V_m \oplus W_m, W_m \perp V_m \quad (7)$$

### 3.2 기존의 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축

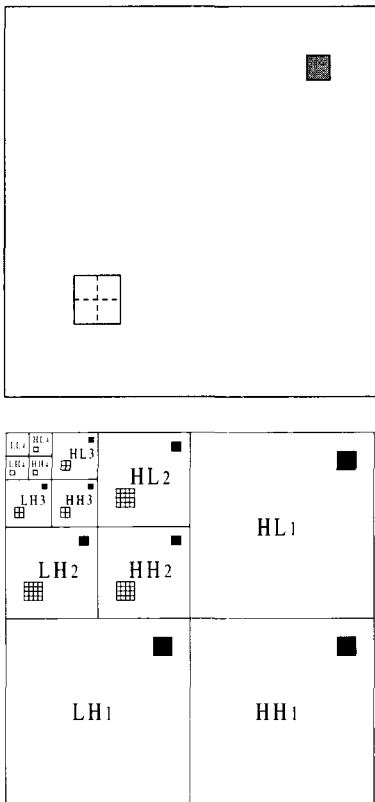
Krupnik 등은 DWT 공간영역에서 동일 위치에 대응되는 서로 다른 부대역간의 DWT 계수들을 묶은  $B \times B$  블록들로서 치역 블록과 정의역 블록으로 구분하였다. 각각의 치역 블록과 정의역 블록에 대해 프랙탈 부호화함으로써 DWT 영역에서 자기 유사성을 찾는 방법을 제안하였다[9].

[그림 1]은 4회 분할했을 때, DWT 공간영역에서 정의역 블록(□)과 치역 블록(■)을 나타내었다. 정의역 블록은 LL4를 제외한 LH4, HH4, HL4에서부터 LH2, HH2, HL2까지 정의역 블록을 계층적으로 구성하고, 치역 블록은 LH3, HH3, HL3에서부터 LH1, HH1, HL1까지 같은 방법으로 구성된다. 여기서  $L$ 은  $L = \log_2(B)$ 이고, 실제 분할 횟수는  $L+1$ 회 분할한다.  $B$ 는 정의역 블록과 치역 블록의 크기이며, 이들 블록들은 공간적으로 같은 위치에 존재한다.

### 4. 제안한 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축

기존의 DWT 영역에서 프랙탈 영상압축은  $B \times B$  블록 크기로 정의역과 치역블록을 구분한 후, 임의의 치역 블록에 대하여 모든 정의역 블록을 탐색하였다. 이러한 기존의 방법은 전체영상 대하여 정의역을 탐색함으로써 부호화시 많은 시간이 소요되었고,  $B \times B$  블록 단위로 부호화함으로써 점진적 전송이 불가능한 단점이 있었다. 이러한 단점을 개선하고 화질을 개선하기 위해 본 논문에서는 DWT 영역에서 레벨과 대역별로 스케일 인자를 구하는 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축 방법을 제안한다.

제안한 방법은 레벨과 대역을 동시에 고려하여 부호화하는 방법이다. 정의역 블록의 구성은 최상위 레벨(L)부터 LH, HH, HL 대역에 대하여 계층적으로 정의역 블록을 구성한다. 치역 블록의 구성은 정의역 블록의 다음 레벨(L-1)부터 각각의 대역에 대하여 계층적으로 치역 블록을 구성한다. 부호화 과정은 각각의 치역 블록에 대하여 모든 정의역을 탐색하는 것이 아니라, 셀프 아핀 시스템을 이용하여 공간적으로 같은 위치에 있는 상위 레벨의 블록을 정의역으로 선택하고 스케일 인자를 구한다.



[그림 1] 기존의 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축 (분할횟수=4)  
 [Fig. 1] Wavelet-based fractal image compression of the conventional method (partition=4).

### 4.1 단일 스케일 인자를 갖는 영상압축

DWT 영역에서 기존의 프랙탈 영상압축 방법은 임의의 치역에 대하여 모든 정의역을 탐색하기 때문에 부호화시 많은 시간이 소요되는 단점이 있었다. 이러한 단점을 개선하기 위해, DWT 영역에서 셀프 아핀 시스템을 도입하여 부호화 시간이 개선되는 영상압축 방법을 제안한다. 제안한 방법은 동일한 공간 위치에 대응되는 서로 다른 부대역간의 DWT 계수들을 묶은 다음, 치역 블록과 정의역 블록을 구성한다. 각각의 치역 블록과 정의역 블록에 대하여 모든 정의역 블록을 탐색하는 것이 아니라, 셀프 아핀 시스템을 이용하여 정의역 블록 탐색 없이, 각 대역과 레벨별로 공간적으로 같은 위치에 있는 블록을 정의역 블록으로 선택한다. 이와 같이 제안한 방법은 하나의 스케일 인자를 사용하여, 부호화 과정에서 곱셈 계산량을 감소시켜 고속 부호화를 가능하게 한다. 또 치역과 정의역 블록이 공간적으로 같은 위치에 있으므로 기존의 방법에서처럼 별도의 정의역 정보가 필요 없으므로 압축률이 개선된다.

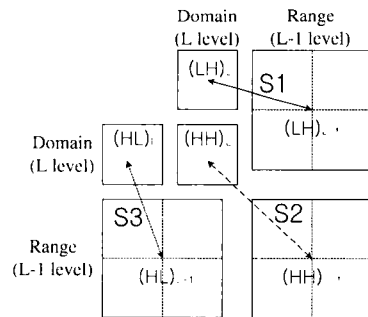
부호화 과정은 정의역 블록과 치역 블록은 공간적으로 같은 위치에 존재하므로, 셀프 아핀 시스템에서처럼 4개의 치역 블록들이 축소된 정의역 블록 1개에 선택하여  $s$ 를 구함으로써 부호화가 이루어진다.  $s$ 를 구하는 방법은 수식 (8)에서  $s$ 값이 최소가 될 때 근사화 오차가 최소가 되므로,  $(d_i \cdot s - r_i)^2 = d_i^2 \cdot s^2 - 2d_i \cdot s \cdot r_i + r_i^2$ 에서  $s$ 에 대해 미분하여 0이 되는  $s$ 를 구하면, 즉  $d(d^2(R_i^H, R_i^H))/ds = 2d_i^2 \cdot s - 2d_i \cdot r_i = 0$ 에서 구하고자하는  $s$ 는 수식 (8)과 같다. 여기서  $R_i$ 와  $D_i$ 는 각각 치역 및 정의역 블록을 나타낸다.

$$s = \frac{\sum_{i=2}^H r_i \cdot d_i}{\sum_{i=2}^H d_i^2} \quad r_i \in R_i, d_i \in D_i \quad (8)$$

### 4.2 레벨과 대역별 스케일 인자를 갖는 영상압축

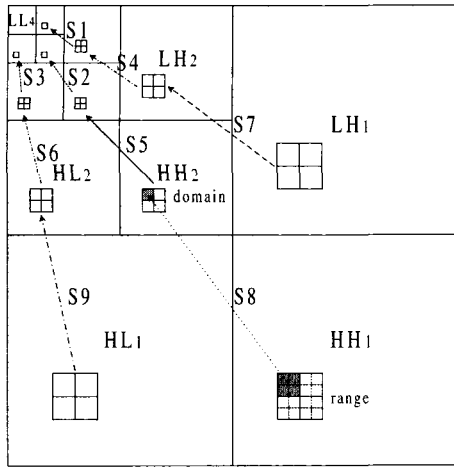
대역과 레벨별로 다중 스케일 인자를 이용한 영상압축 방법은 셀프 아핀 시스템 즉, 단일 스케일 인자를 이용한 영상압축 방법의 단점인 화질을 개선하기 위하여 대역과 레벨별로 부호화하는 방법이다. 이와 같이 DWT 영역에서 레벨과 대역을 동시에 고려하여 부호화함으로써 화질을 개선할 수 있는 방법을 제안한다.

정의역 및 치역 블록을 구성은 [그림 2]와 같이 DWT 영역에서 레벨과 대역을 동시에 고려하였다. [그림 2]에서 L은 레벨을 나타낸다. 만약 L이 3일 때 HH 영역의 정의역 및 치역 블록은 레벨 3의 HH 블록이 정의역 블록이 되고, 레벨 2의 HH 블록이 치역 블록이 된다. 같은 방법으로 레벨 1의 HH 영역의 치역 블록에 대한 정의역은 공간적으로 같은 위치에 있는 상위 레벨의 즉, 레벨 2의 HH 블록이 정의역 블록이 된다.

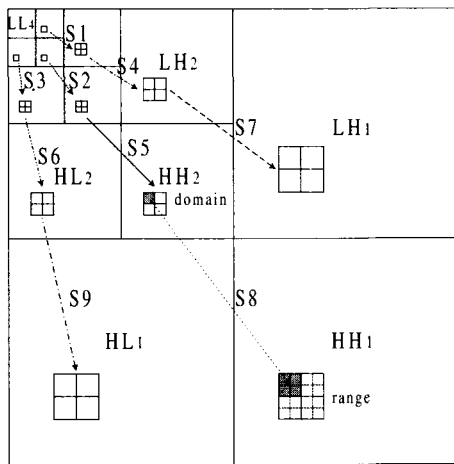


[그림 2] 정의역 및 치역 블록의 구성  
[Fig. 2] Construction of the domain and range blocks.

부호화 과정은 [그림 2]와 같이 정의역 및 치역 블록을 구성한 후, 각각의 치역 블록에 대해 정의역 블록의 선택 과정을 [그림 3]에 설명하였다. 여기서 4회 분할했을 때, 3개의 대역에 3개의 레벨이 생기므로 적용된 스케일 인자  $s$ 는 9개가 된다.



(a)



(b)

[그림 3] 제안한 방법 (a)부호화, (b)복호화  
 [Fig. 3] Proposed method.  
 (a)encoding, (b)decoding.

부호화 과정의 예를 들면,  $S_8$ 은 [그림 3(a)]에서  $L$ 이 2일 때, 회색으로 표시된 치역 블록  $HH_1$ 의 정의역은  $HH_2$ 의 회색 표시된 정의역 블록을 선택한다. 이와 같이 각 레벨과 대역별로 부호화하여 정의역과 치역 블록 사이의 최적의 스케일 인자를 구함으로써 화질을 개선할 수 있다.

제안한 방법의 복호화 과정은 [그림 3(b)]에 나타내었다. 복호화는 부호화시 구해진 정의역 정보로부터 치역 블록을 복원하는 것을 의미한다. 따라서 정의역 블록으로 선택된 DWT 계수에 부호

화 과정에서 구해진 스케일 인자  $s$ 들을 곱하여 치역 블록의 DWT 계수를 복원한다. 여기서 만약 분할횟수가 3회이면 적용된 스케일 인자는 6개가 되고, 분할횟수가 5회이면 5회이면 적용된 스케일 인자는 12개가 된다.

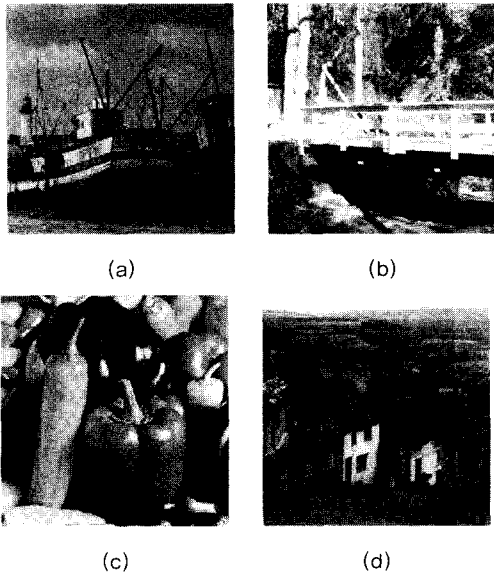
### 5. 모의실험 및 결과

실험에 사용한 영상은  $512 \times 512$  8bit를 갖는 표준 영상들을 사용하였고, 9/7 쌍직교 웨이브릿을 사용하였다.  $LL_4$  영역은 7bit/coeff,  $LH_4$ ,  $HH_4$ ,  $HL_4$  대역은 6bit/coeff, 스케일 인자는 6bit로 모두 uniform 양자화 하였다. 여기서 기존의 방법은 DWT 영역에서 정의역과 치역을  $B \times B$  블록 크기로 구분한 후, 각 치역 블록에 대해 최적의 정의역을 구하기 위하여, 모든 정의역을 탐색한 Krupnik 등[9]의 방법이다. 그리고 복원 영상의 화질을 나타내기 위한  $PSNR$  (peak signal to-noise ratio)은 식(9)에 의해 구하였다. 식 (9)에서  $f(x, y)$  및  $\hat{f}(x, y)$ 는 각각 원 영상의 화소 및 복원 영상의 화소를 나타내며,  $N$ 는 각 영상 내의 총 화소수이다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[ \frac{255^2}{MSE} \right] \quad (9)$$

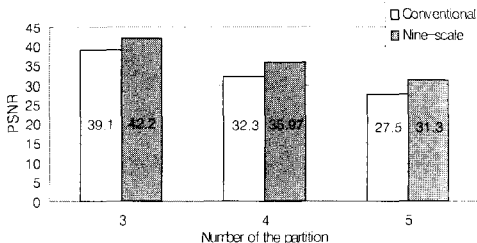
$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^N [f(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2.$$

[그림 4]는 본 논문에서 사용한  $512 \times 512$  8bit 표준 영상들로서 Boat, Bridge, Goldhill, Pepper를 나타내었다.



[그림 4] 원 영상들(a)Boat (b)Bridge (c)Pepper (d)Goldhill  
 [Fig. 4] Original images (a)Boat (b)Bridge (c)Pepper (d)Goldhill.

DWT 영역에서 대역과 레벨별로 9개의 스케일 인자를 이용한 압축방법은 화질을 크게 개선하였다. Lena 표준 영상에 대하여 4회 분할했을 때, [그림 5]에서처럼 기존의 방법은 32.3[db]이고, 제안한 방법은 35.97[db]로서 제안한 방법의 화질이 3.67[db] 개선되었다. 이와 같이 대역과 레벨별로 최적의 스케일 인자를 구함으로써 오차를 감소시킬 수 있으며, 이러한 방법은 의료 영상에서처럼 화질을 목표로 하는 경우에 많이 응용될 수 있다.



[그림 5] 분할횟수에 따른 화질 비교  
 [Fig. 5] Comparison of image quality according to partition number.

<표 1>은 512×512 크기의 8bit Lena 표준 영상에 대하여 기존의 방법과 제안한 방법의 분할횟수에 따른 부호화시 화소당 곱셈 계산량, 화질, 압축률 비교를 나타내었다. 분할횟수가 4회일 때, 기존의 방법과 제안한 방법의 화질은 각각 32.30 [db]에서 35.97[db]로 3.67[db] 향상되었다. 또 분할횟수가 각각 3회와 5회일 때도 화질이 크게 개선됨을 알 수 있다. 그러나 각 레벨과 대역별로 9개의 스케일 인자를 사용하였기 때문에 압축률이 낮아진다. 압축률을 비교해 보면 기존의 방법은 23:1 이고, 제안한 방법은 9:1로서 제안한 방법의 압축률이 감소하였다. 이와 같이 대역과 레벨별로 다중 스케일 인자를 이용하는 방법은 압축률 보다 화질을 중시하는 의료 영상 등에 응용될 수 있다.

<표 1> 분할횟수에 따른 곱셈 계산량, PSNR, 압축률 비교(Lena 영상)

(Table 1) Comparison of computational complexity, PSNR and compression ratio for a partition number(for Lena image).

분할수	Conventional Method			Proposed Method		
	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	압축률	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	압축률
3	65,792	39.14	5 : 1	16.38	42.17	3 : 1
4	2,064	32.30	23 : 1	2.14	35.97	9 : 1
5	65	27.50	100 : 1	0.30	31.25	26 : 1

[그림 6]은 분할횟수가 4회일 때, 각각 기존의 방법과 제안한 방법에 의해 복원한 영상을 나타낸다. 기존의 방법은 PSNR이 32.30[db]이었으며, 단일 스케일 인자를 사용한 방법은 29.27[db], 레벨과 대역별로 스케일 인자를 사용했을 때는 35.97[db]로서 기존의 방법과 비교했을 때, 단일 스케일 인자를 사용한 방법은 1.25[db] 감소하였고, 레벨과 대역별로 스케일 인자를 이용한 방법은 3.67[db] 증가하였다. 이와 같이 화질은 스케일 인자에 비례하였다.



(a) Original (b) PSNR=32,30[dB]



(c) PSNR=29,27[dB] (d) PSNR=35,97[dB]

[그림 6] 복원영상들 (a)원 영상 (b)기존의 방법 (c)단일 스케일 (d)제안한 방법

[Fig. 6] Reconstructed images (a)Original image (b)Conventional method (c)Single-scale (d)Proposed Method.

〈표 2〉는 515×512 Lena 이미지에 대하여 분할횟수에 따른 기존의 방법과 제안한 방법들의 화소당 곱셈 계산량, PSNR, 압축률 비교를 나타내

었다. 분할횟수가 4회일 때, 제안한 방법들의 곱셈 계산량이 대략 1/1000배 정도 감소하였고, 각 레벨과 대역별로 프랙탈 압축함으로써, 큰 AC계수를 갖는 저주파 영역의 오차가 작은 계수를 갖는 고주파 영역으로 누적되는 누적오차를 줄여 화질을 개선하였다.

단일 스케일을 이용한 영상압축의 압축률이 기존의 방법보다 낮은 이유는 제안한 방법에서는 정의역과 치역 블록이 공간적으로 같은 위치에 존재하므로, 기존의 방법처럼 별도의 정의역 정보가 필요 없기 때문이다. 그러나 레벨과 대역별로 스케일 인자를 구하였을 경우, 화질은 개선되지만 스케일 인자의 수가 많아지므로 압축률이 낮아진다. 이와 같이 DWT 영역에서 압축률과 화질을 스케일 인자로서 조절 가능하다.

〈표 3〉은 분할 횟수가 4회일 때, 여러 가지 512×512 표준 영상에 대하여 기존의 방법과 제안한 방법들의 PSNR 및 부호화시의 화소당 곱셈 계산량을 비교하였다. 실험 결과 전체적으로 〈표 2〉에서처럼 제안한 방법들이 기존의 방법보다 곱셈 계산량이 크게 개선되었고, 제안한 방법들이 다른 표준 영상들에 대해서도 타당하였다. 특히

〈표 2〉 분할횟수에 따른 곱셈 계산량, PSNR, 압축률 비교(Lena 영상)

〈Table 2〉 Comparison of computational complexity, PSNR and compression ratio for a partition number(for Lena image).

분할 횟수	Conventional Method			Single-scale Factor			Proposed Method		
	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	압축률	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	압축률	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	압축률
3	65,792	39,14	5:1	16,06	33,76	10:1	16,38	42,17	3:1
4	2,064	32,30	23:1	2,02	29,27	42:1	2,14	35,97	9:1
5	65	27,50	100:1	0,25	26,05	160:1	0,30	31,25	26:1

〈표 3〉 영상에 따른 PSNR, 곱셈 계산량 비교(4회 분할)

〈Table 3〉 Comparison of PSNR, computational complexity for the 512×512 image (partition=4).

영 상	Conventional Method		Single-scale Factor		Proposed Method	
	PSNR [dB]	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	곱셈 계산량 [Mul./pel]	PSNR [dB]	곱셈 계산량 [Mul./pel]
Boat	29,47	2,064	26,10	2,02	33,11	2,14
Bridge	24,35	2,064	22,78	2,02	28,05	2,14
Pepper	31,29	2,064	27,69	2,02	33,05	2,14
Goldhill	29,29	2,064	27,61	2,02	32,98	2,14



레벨과 대역별로 스케일 인자를 이용한 방법은 Bridge 영상처럼 복잡한 영상에 대해 상대적으로 좋은 화질을 보였다.

[그림 7]은 여러 가지 512×512 크기의 표준 영상에 대하여 제안한 방법으로 복원된 영상들이 나타내었다. [그림 7]에서와 같이 제안한 방법은 레벨과 대역별로 스케일 인자를 구함으로서 화질을 크게 개선할 수 있다.



(a) PSNR = 33.11[dB]



(b) PSNR = 28.05[dB]



(c) PSNR = 32.98dB



(d) PSNR = 33.05dB

[그림 7] 제안한 방법에 의해 복원된 영상들.  
(a)Boat (b)Bridge (c)Goldhill  
(d)Pepper

[Fig. 7] Reconstructed images by the proposed method (a)Boat (b)Bridge (proposed) (c)Goldhill (proposed) (d)Pepper (proposed).

## 6. 결론

기존의 DWT 영역에서 프랙탈 영상압축은 B×B 블록 크기로 정의역과 치역블록을 구분한 후, 임의의 치역 블록에 대하여 모든 정의역 블록을 탐색하였다. 이러한 기존의 방법은 전체영상 대하여 정의역을 탐색함으로써 부호화시 많은 시간이 소요되었고, 가중치가 높은 저주파 정보와 비교할 때, 상대적으로 가중치가 낮은 고주파 영역 정보에 대해서도 동일하게 취급함으로써 부호화 효율이 낮아졌다. 그리고 B×B 블록 단위로 부호화함으로써 점진적 전송이 불가능한 단점이 있었다. 이러한 단점을 개선하기 위해 본 논문에서는 DWT 영역에서 셀프 아핀 시스템과 레벨과 대역별로 스케일 인자를 구하는 웨이브릿 기반 프랙탈 영상압축 방법을 제안하였다.

부호화 시간의 개선은 웨이브릿 기반 영역에서 각각의 치역 블록에 대하여 모든 정의역 블록을 탐색하지 않고 공간적으로 같은 위치에 있는 상위 레벨의 AC계수를 정의역 블록으로 선택함으로써 가능하였다. 그 결과 기존 방법의 화소당 곱셈 계산량은 2,064회, 제안한 방법은 2.14회로서 부호화 시간을 크게 개선하였다.

복원 영상의 화질 개선은 치역과 정의역 블록을 각 레벨과 대역별로 구성하여 근사화 오차를 최소화하였다. 그 결과 기존 방법의 화질은 32.30 [dB], 제안한 방법의 화질은 35.97[dB]로서 3.67 [dB] 개선하였다.

압축률 개선 측면에서 기존 방법의 압축률은 23:1이었고, 제안한 방법의 압축률은 9:1로서 개선하였다. 그리고 여러 가지 표준 영상들에 대하여 모의 실험한 결과 제안한 방법이 타당함을 확인하였다.

※ 참고문헌

[1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Sep. 1993.

[2] A. K. Jain, *Fundamental of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.

[3] S. G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. of PAMI*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July, 1989.

[4] N. Tanabe and N. Farvardin, "Subband image coding using entropy-constrained quantization over noisy channels," *IEEE J. Select. Areas in Commun.*, vol. 10, pp. 926-943, June, 1992.

[5] G. Strang and T. Nguyen, *Wavelet and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge Press, 1996.

[6] 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.

[7] A. E. Jacquin, "Fractal image coding: a review," *Proc. of the IEEE*, vol. 81, no. 10, pp. 1451-1465, Oct. 1993.

[8] Y. Fisher, *Fractal image compression: theory and application*, Springer-Verlag, New York, 1995.

[9] H. Krupnik, D. Mallah and E. Karnin, "Fractal representation of Image via the Discrete Wavelet transform," in *IEEE 18th Conv. of EE Israel*, in Tel-Aviv, Mar, 1995.

설 문 규



1972년 동아대학교 전자공학과 (공학사)  
 1978년 동아대학교 전산공학과 (공학석사)  
 1988년 동아대학교 전산공학과 (공학박사)  
 1984년 - 1993년 연암공업대학 전자계산과 교수  
 1996년 - 1996년 캐나다 Saskatchewan 대학교 객원연구원.  
 2001년 - 2002년 미국 Maryland 대학교 컴퓨터과학과 객원교수.  
 1993년 - 현재 진주교육대학교 컴퓨터교육학과 교수.  
 한국컴퓨터산업교육학, 중신회원, 이사  
 관심분야 : WBI, 데이터통신, 인공지능