

〈主 題〉

Fractal 코딩

최윤식 · 김용구
(연세대학교 전기공학과)

□ 차 례 □

- | | |
|-----------------------|--------------------|
| I. 서 론 | IV. 프랙탈 동영상 압축 부호화 |
| II. 고전적 프랙탈 이론 | V. 결 론 |
| III. 프랙탈 정지 영상 압축 부호화 | |

I. 서 론

최근 하드웨어 기술과 통신망의 비약적인 발전으로 방대한 데이터양의 실시간 처리가 가능해짐에 따라 영상에 대한 관심과 수요가 크게 급증하고 있다. 하지만 512×512 크기의 흑백 영상의 경우만 하더라도 초당 약 7.5 Mbyte 정도의 정보를 처리해야 하기 때문에 데이터의 저장 및 전송이라는 측면에 있어서 많은 어려움이 따른다. 따라서 디지털 영상을 이용하려는 많은 영상 관련 응용분야에 있어서 압축에 대한 기술 연구는 매우 중요한 위치를 차지하고 있으며 80년 대 이후 시작된 차세대 압축 부호화 기법을 중심으로 최근 활발한 연구와 표준화 작업이 진행되고 있다.

차세대 부호화 기법이란 기존의 DCT 기반 부호화 기법의 한계를 극복하고 인간 시각 계에 더욱 적합한 압축 기법에 관한 연구를 통칭하는 것으로 모델 기반 부호화 기법, 객체 지향 부호화 기법, 세그먼트 기반 부호화 기법, wavelet 코딩 기법, Fractal 부호화 기법 등이 포함된다. 이들 차세대 영상 부호화 기법들 중 프랙탈 부호화 기법은 영상에 존재하는 자기 유사성을 중복적 요소로 간주하여 압축 부호화를 수행하는 방법으로 DCT를 근간으로 하는 기존의 부호화 기법들에 비해 그 압축비가 상당히 높은 것으로 알려져 있으며, 이에 대한 연구가 최근 매우 활발하게 전개되고 있다.

본 고에서는 1960년대 Mandelbrot에 의해 제안된 고전적 프랙탈 이론에서부터 현재 MPEG-4에 제안된 IS(Iterated System)사의 프랙탈을 이용한 동영상 부호화 방식에 이르기까지 프랙탈 영상 부호화 기법의 역사적, 기술적 발전 현황을 살펴보고 각 발전 단계에서의 문제점 및 현재의 연구 동향 등을 알아본다. 제 II장에서는 고전적 프랙탈 이론과 프랙탈의 기술 방식, 그 응용 등을 알아보고, III장과 IV장에서는 각각 정지 영상과 동영상에 적용된 프랙탈 영상 부호화 기법을 정리하였다.

II. 고전적 프랙탈 이론

프랙탈 이론은 1970년대 중반 Mandelbrot이 주창했던 특별한 형태의 기하 이론으로[1], 자연에 존재하는, 복잡하고 미묘해서 고전기학이 제공하는 모델링 방법으로는 표현이 용이하지 않은 사물의 모양을 새롭게 표현할 수 있는 체계를 말한다. 프랙탈을 한마디로 정의하기는 어렵지만 일반적으로 Hausdoff Besicovich 차원이 위상 차원(Topological Dimension)보다 높은 집합으로써, 복잡하고 자기 유사성이라는 특성을 나타내는 것으로 정의할 수 있으며[2,3], 1980년대 Barnsley 등의 논문을 통하여 일반적인 형태의 사물에 대한 이론으로 발전하였다[4,5].

고전적 프랙탈 이론은 3가지의 프랙탈 파라미터 즉, 프랙탈 차원 D, 스케일 지수(허스트 계수) H 그리고 스펙트럴 지수 β 로 요약될 수 있으며, 소수차 브라운 운동을 통하여 수학적으로 접근할 수 있다. 소수차 브라운 운동은 프랙탈 특성을 표현하는 확률 과정으로써 기본적으로 비안정 과정(Non-stationary Process)의 특성을 나타내며, 단위 시구간 내에서 무한한 분산치를 가질 수 있다. 따라서, 이를 디지털 신호로 샘플링하는 것은 무의미하며, 디지털 신호를 처리하는 경우에는 차분의 개념으로 정의된 소수차 차분 모델을 사용하는 것이 바람직하다.

2.1 소수차 브라운 운동과 소수차 차분 모델

가. 소수차 브라운 운동 과정

소수차 브라운 운동 과정(Fractional Brownian Motion Process)은 60년대 Mandelbrot과 Van Ness에 의해 프랙탈을 표현하는 확률 과정으로 제안되었다 [6]. 이 소수차 브라운 운동 과정은 표준 브라운 운동 과정(Standard Brownian Motion Process)의 보다 일반적인 개념으로써, 허스트 계수 H를 통하여 프랙탈 집합의 특성을 표현한다[7,8,9]. 이러한 프랙탈 파라미터는 영상 표면의 거친 정도에 관련된 어떤 정보를 제공해 주기 때문에, 최근 이를 이용한 영상 분할, 윤곽선 추출, 패턴 인식 등의 영상 신호 처리 분야의 연구가 매우 활발하게 진행되어 왔다[10,11,12]. 소수차 브라운 운동 과정은 표준 브라운 운동을 이용하여 다음과 같이 정의될 수 있으며,

$$B_H(t) = \int_{-\infty}^t (t-s)^{H-1/2} dB(s) \quad (1)$$

이는 표준 브라운 운동 과정의 1/2-H 번째 미분 과정임을 의미한다. 또한 표준 브라운 운동 과정의 1 번째 미분이 백색 잡음(White Noise)임을 고려하면, 소수차 브라운 운동 과정을 1번 미분하여 백색 잡음의 1/2-H 번째 미분 과정을 얻을 수 있는데 이를 소수차 백색 잡음 과정(Fractional White Noise)이라 한다. 다음의 그림은 표준 브라운 운동 B(t), 소수차 브라운 운동 BH(t), 백색 잡음 W(t) 그리고 소수차 백색 잡음 WH(t) 사이의 이러한 미분 관계를 나타내는 것이다.

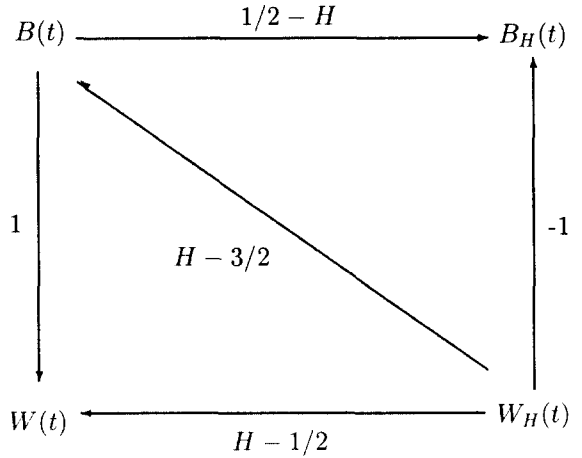


그림 1. 각 확률 과정 사이의 미분 관계

참고 문헌 [13]에 따르면, 소수차 브라운 운동 과정의 스펙트럼 밀도와 자기유사성(Self Similarity)은 다음과 같이 주어진다.

$$S_{B_H}(\omega) = \frac{1}{|\omega|^{2H+1}} \quad (2)$$

$$S_{B_{H_n}}(\omega) = a^{2H} \cdot S_{B_H}(\omega) \quad (3)$$

여기서 $S_{B_{H_n}}$ 는 스케일된 소수차 브라운 운동 과정의 스펙트럼 밀도를 의미한다.

나. 소수차 차분 모델

소수차 차분 모델은 본래 비안정 시계열 데이터를 다루기 위해 고안된 ARIMA(Auto Regressive Integrated Moving Average) 모델을 일반화하여, 소수차로의 차분이 가능하도록 고안된 것으로 80년대 Hosking에 의해 제안되었다[14]. 이 모델은 소수차 브라운 운동 과정의 기본적 특성을 그대로 포함하는 것으로 알려져 있으며, 무시할 수 없는 장기적 상관 구조(long term correlation structure)를 해석하는 것과 동시에 일반적인 시계열 모델들과 마찬가지로 단기적 상관 관계(short term correlation structure)를 분석할 수 있는 상관 체계를 가지고 있다. 먼저 ARIMA 모

델의 중심 개념을 소개하는 것으로 본 절을 시작하기로 한다.

안정 시계열 데이터를 다루는 문제에 있어서, 우리는 보통 AR(Auto Regressive) 모델, MA(Moving Average) 모델, 혹은 이 둘을 포함하는 ARMA(Auto Regressive Moving Average) 모델 등을 사용한다 [15]. 하지만, 시계열 데이터가 비 안정성(Non-stationarity)을 보이는 경우에는 이러한 모델들로는 그 통계적 특성을 다룰 수 없게 되고, 따라서 우리는 이러한 비 안정 과정을 다른 형태의 안정 과정으로 바꿀 수 있는 일종의 연산자가 필요하게 된다. 다음은 이러한 연산자를 보이는 것이다.

여기서 B는 역 방향 지연 연산자(backward delay operator)를 의미하며, 일반적인 시계열 해석에서는 $n=1$ 또는 $n=2$ 로써 안정 상태를 만족시키는 것으로 알려져 있다[15]. 일반적으로 ARIMA(p,d,q) 모델은 d번 차분한 데이터를 ARMA(p,q) 모델로 표현한다는 의미이며, Hosking이 제안한 소수차 차분 모델은 이와 같은 ARIMA 과정에서 차분된 횟수 d를 정수의 영역에서 유리수의 영역에까지 확장시킨 결과이다.

앞 절의 그림1.과 위의 ARIMA 모델의 개념을 참조하여, 다음과 같은 이산 영역에서의 프랙탈을 정의할 수 있다.

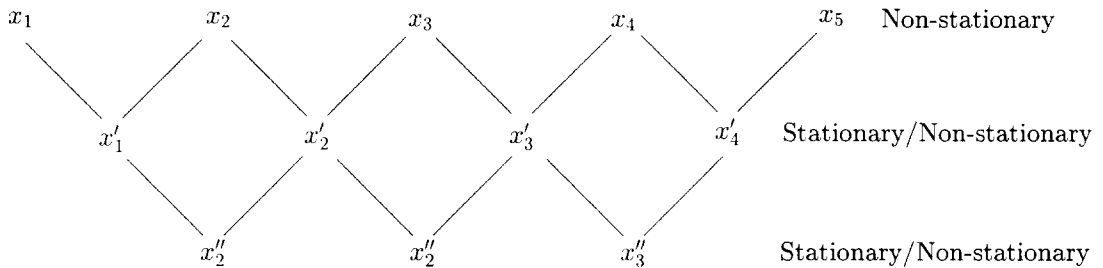


그림2. ARIMA 모델의 개념

우선, 첫줄에 보이는 시계열 데이터 x_1, x_2, x_3 , 를 비 안정 과정의 데이터라고 하자. 만약 서로 이웃한 데이터 끼리를 빼서 차분된 데이터 x'_1, x'_2, x'_3 , 을 얻는다면, 이 1번 차분된 데이터는 안정 과정이 될 수도 있고 비 안정 과정이 될 수도 있다. 이는 비 안정 과정인 무작위 보 과정(random walk process)의 매 단계를 안정 과정인 가우시안 과정으로 정의한 사실에 그 이론적 근거를 가진다. 이제 만약 이 한번 차분한 데이터가 안정 과정을 나타낸다면, 이 데이터를 AR, MA, 혹은 ARMA와 같은 모델로 표현해서 해석하면 되고, 그렇지 않고 이 차분한 데이터가 비 안정 과정의 특성을 나타낸다면 다시 한번 차분하여 안정 상태를 판별하면 된다. 즉,

$$x(n) = (1 - B)^{-d} w(n) \tag{5}$$

여기서 $w(n)$ 는 백색 잡음 과정을 의미하며, $d=H-1/2$ 일 때 $x(n)$ 는 소수차로 차분된 백색 잡음 과정임을 뜻하고, $d = H+1/2$ 일 때에는 소수차 브라운 운동 과정을 나타내게 된다. 따라서 소수차 차분 모델의 소수차 차분 계수 d를 추정하므로써 그 데이터가 가지는 프랙탈 특성을 분석하는 일이 가능하고, 특히 소수차 브라운 운동 과정이 비 안정 연속 확률 과정으로 정의되어 디지털 신호를 다루는데 있어서 내재적으로 오차를 수반하는데 비하여, 소수차 차분 모델은 그 정의 자체가 이산 영역에서 이산 확률 함수의 형태로 취해졌기 때문에 디지털 영상과 같은 디지털 신호 처리에 보다 적합한 형태임을 알 수 있다. 자세한 모델의 특성은 [14]를 참조하도록 한다.

$$x^{(n)}(k) = (1 - B)^n x(k) \tag{4}$$

단, $n = 1, 2, 3, \dots$

2.2 프랙탈 파라미터

앞서 설명한 소수차 브라운 운동 과정의 허스트 계수 H (또는 소수차 차분 모델의 차분 계수 d)는 여러 가지의 물리적 의미를 내포하고 있는데, 이는 다음과 같이 설명될 수 있다.

가. 스케일 지수 H

스케일 지수 H 는 소수차 브라운 운동 과정의 허스트 계수를 지칭하는 말로 식(3)에서와 같이 자기 유사성을 표현하는 파라미터이다. 프랙탈의 자기 유사성이란 전체의 패턴이 재귀적으로 모든 부분에 포함되어 있다는 뜻으로, 식(3)에서는 광의적 확률 분포(Wide Sense Probability Density)라는 용어로 유사성을 나타내고 있다. 다음의 그림은 Koch의 곡선으로 알려진 프랙탈 도형으로 자기 유사성을 보여주는 좋은 예이다.

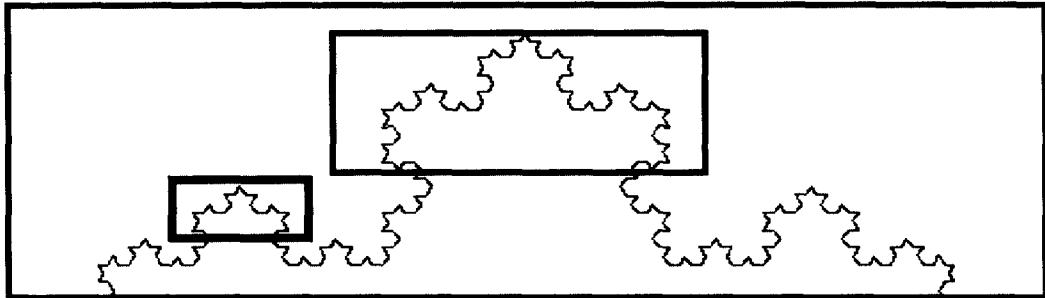


그림3. 자기 유사성을 보여주는 프랙탈 도형 - Koch의 곡선

예를 들어, 영상 신호를 처리함에 있어서 임의의 영상을 소수차 브라운 운동 과정의 2차원 샘플 경로로 가정한다면, 영상 신호의 기하학적 수축과 팽창에 따른 화소값의 변화는 스케일 지수 H 에만 영향받는다. 따라서 스케일 지수 H 를 추정하므로써 기하학적 모양의 변화에 따른 3차원적 영상 정보의 변형을 예측할 수 있다. 또한 이 파라미터는 스케일에 불변한다는 영상 처리 관점에서 볼 때 매우 우수한 특성을 지니고 있어, 영상 처리의 많은 분야에서 활용되고 있다.

나. 스펙트럴 지수 β

스펙트럴 지수 β 는 프랙탈 특성을 갖는 소수차 브라운 운동 과정 등의 샘플 경로가 가지는 주파수 영역에서의 특성을 묘사하는 파라미터로 $\beta=2H+1$ 로 정의된다. 이는 식(2)에서 소수차 브라운 운동 과정의 스펙트럼 밀도가 $f^{-\beta}$ 로 표현되는 데서 유래한 것이다.

일반적인 신호는 그 스펙트럼 밀도 함수에 의해 특성이 규명될 수 있는데, 이는 스펙트럼 밀도 함수가 저 주파 영역에서 급격히 증가하면 데이터의 변화율이 완만하기 때문에 더욱 상관되어 있다는 뜻이기 때문이다. 따라서 스펙트럴 지수 β 는 어떤 신호의 특성을 규명하는 중요한 파라미터이며, 이는 다음에 설명할 프랙탈 차원과 그 개념적인 맥을 같이하고 실험적 근사를 통하여 계산이 가능한 양이므로 이를 통해 계산이 복잡한 스케일 지수 H 를 구해낼 수 있다[9]. 하지만 소수차 브라운 운동 과정은 비 안정 과정이기

때문에 그 스펙트럼 밀도를 계산하는 것은 불가능하고 따라서 이를 근사하는데 발생하는 오차를 감안하여야 한다.

다. 프랙탈 차원 D

프랙탈이 소개되면서 가장 먼저 그리고 가장 널리 알려진 프랙탈의 중심 개념이 바로 프랙탈 차원 D 이다. 이 차원의 개념은 우리가 일반적으로 알고 있는 정수 차원의 개념을 포함하면서 그 정수 사이의 소수

차원의 개념을 도입하므로써 거친 정도에 비례하는 도형의 표면적을 나타내는 새로운 차원의 개념이며 다음과 같이 정의된다.

D차원의 자기 유사성을 가지는 도형의 각 변이 r로 나누어져 N개의 작은 조각으로 나뉘어질 때, 다음의 식을 만족하는데, 이 때 D의 값을 프랙탈 차원이라고 한다.

$$r = N^{-\frac{1}{D}} \tag{6}$$

영상 처리에 있어서 프랙탈 차원을 이용하면, 화소 값 표면의 복잡한 정도에 비례하는 특성 값을 얻을 수 있기 때문에 이를 기준으로 하는 영역 분할, 물체의 윤곽선 추출, 물체 인식 등의 응용이 가능하다.

이상에서 설명한 3가지 파라미터들은 고전적 프랙탈 이론의 핵심으로 다음과 같은 관계가 성립하고, 스케일 지수 H의 값이 약 0.8 정도일 때 많은 자연 현상을 표현하기에 적합하다는 것이 실험적으로 알려져 있다[2].

$$D = E + 1 - H = E + \frac{3-\beta}{2} \tag{7}$$

III. 프랙탈 정지 영상 압축 부호화

기존의 대표적인 프랙탈 정지 영상 압축 기법은 [16,17,18] 등을 꼽을 수 있으며, 이들은 모두 완전 축소 공간(Complete Metric Space)에서 정의되는 고정점 이론을 바탕으로, 영상 내에 존재하는 유사 상위 블록으로부터의 매핑을 통하여 정성적인 프랙탈 특성을 사용하고 있다. 즉, 각 알고리즘은 부호화하고자 하는 영상을 완전 축소 공간의 고정점이 되도록 수축 함수를 설계하는 방법이며 영상에 존재하는 부분적 자기 유사성을 중복 요소로 파악하여 이를 제거할 수 있도록 하였다.

3.1 반복 함수계

반복 함수계란 완전 축소 공간에 존재하는 수축과

고정점 이론을 토대로 하여 임의의 함수가 그 함수의 고정점으로 수렴해 가는 것을 말한다[19]. 이를 영상 처리에 이용하기 위해서 다음과 같이 영상 공간을 정의한다.

우선 라하고, d를 임의의 측도(Metric)라 하면 256 그레이의 i행 j열의 영상을 표현하는 영상 공간으로 정의할 수 있다. 여기서 집합 A는 실수의 집합 R의 폐부분 집합(Closed Subset)이므로 이로 이루어진 영상 공간은 실수의 집합 R로 이루어진 완전 축소 공간의 폐 부분 공간으로 완전 축소 공간이 되며 다음과 같은 Banach의 수축 함수 이론을 만족하게 된다.

영상 공간에서 정의되는 임의의 수축 함수에 대하여 함수 f는 영상 공간 X안에 유일한 고정점 x를 가지며, 공간 내의 임의의 영상 z에 대하여, 다음의 수열은 그 유일한 고정점 x로 수렴하게 된다.

$$z, f(z), f(f(z)), f(f(f(z))), \dots \tag{8}$$

여기서 수축 함수라 함은 영상 공간내의 임의의 두 점 x, y에 대하여 다음의 조건을 만족하는 함수를 의미한다.

$$d(f(x), f(y)) \leq cd(x, y), \quad 0 \leq c < 1 \tag{9}$$

따라서, 임의의 영상을 고정점으로 만들어주는 어떤 수축 함수를, 적은 개수의 계수들을 이용하여 정의한다면 영상 공간 내의 영상 데이터 대신 적은 개수의 함수 계수들을 데이터로 하는 압축 부호화를 수행할 수 있게 된다. 영상을 복원할 때에는 식(8)을 이용하여, 영상 공간 내의 임의의 영상을 함수에 반복적으로 적용하므로써 고정점 영상을 만들어 낼 수 있다.

결론적으로, 입력된 영상의 압축 부호화는 그 영상을 고정점으로 하는 수축 함수를 설계하는 방법으로 귀결되며, 대표적인 프랙탈 압축 알고리즘들에서는 다음과 같은 방법으로 이 수축 함수를 설계한다.

3.2 대표적인 프랙탈 영상 압축 기법들

가. Monro 및 Dudbridge의 알고리즘[18]

Monro 및 Dudbridge의 알고리즘에서는 부호화할 영상을 겹치지 않게 분할하고, 각 블록들에 대하여 근사 함수를 설계한다. 이 때 근사 함수는 아래의 그림과 같이 하나의 분할 블록(상위 블록) A를 그 하위 4개의 분할 영상으로 채우는 변환이다.

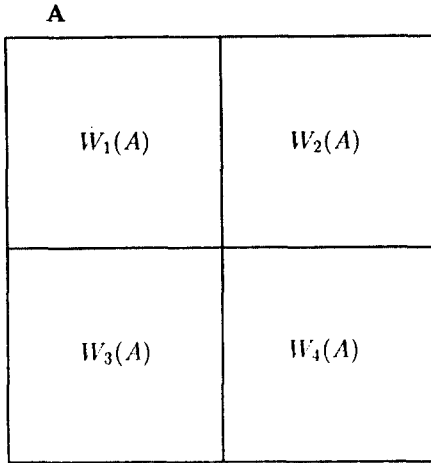


그림 4. Monro 방법에서의 상위 블록과 하위 블록

이와 같이 매 상위 블록을 하위의 블록들로 매핑시킬 때, 다음과 같은 근사식과 근사 오차를 사용하여 근사 오차가 최소가 되는 근사식의 계수 값들을 기록하므로써 부호화가 수행된다.

$$\begin{aligned} \text{(근사식)} \quad v_k(x, y, z) &= a_1^{(k)}x + \\ & a_2^{(k)}y + a_3^{(k)}z + b^{(k)} \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{(오 차)} \quad \int_{(x, y) \in A} [w_k(x, y) - a_1^{(k)}x - \\ a_2^{(k)}y - a_3^{(k)}g(A(x, y)) - b^{(k)}]^2 dL \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 x, y 는 각각 영상 블록의 열과 행의 방향을 의미하고, $w_k(x, y)$ 는 k 번째 하위 블록을 그리고 $g(\cdot)$ 는 기하학적 수축 변환을 의미한다.

나. Fisher 등의 방법[17]

앞서 설명한 Monro 등의 방법에서는 각 상위 블록을 넷으로 나누어 그 하위 블록으로의 매핑을 생각했었지만 실제 영상 데이터에 존재하는 프랙탈 특성은 충분한 화질을 보장할 만큼 정교한 매핑을 만들어주지 못한다. 따라서, Fisher등은 상위 블록들을 탐색하여 하나의 하위 블록으로의 매핑 오차가 가장 적게 발생하는 블록을 골라 이 블록에서의 수축 함수를 설계한다.

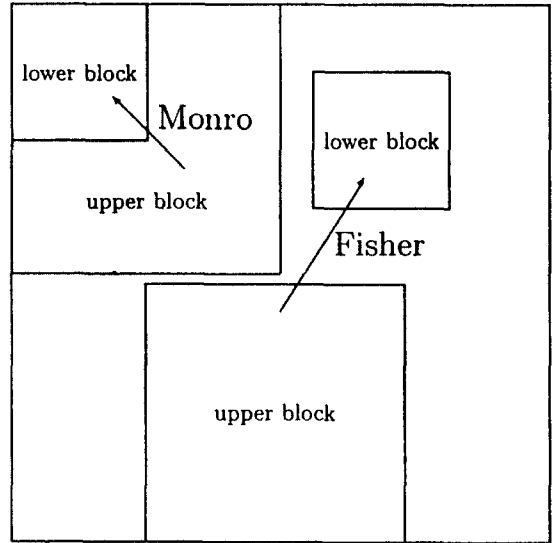


그림 5. Monro 등의 방법에서의와 Fisher 등의 방법에서의 상위 블록과 하위 블록 비교

상위 블록들을 탐색할 때에는 상위 블록들이 서로 중첩되도록 화소를 하위 블록 크기의 1/2 정도씩 이동시키면서 매핑 오차를 계산한다. 즉, Fisher 등의 방법에서는 보다 적합한 프랙탈 특성을 갖는 상위 블록을 탐색하여 그 상위 블록의 위치를 코드에 포함시키는 대신 Monro 등의 방법에서보다 낮은 근사식의 차수를 사용하여 압축율의 손실을 보상한다. 다음은 Fisher 등에 의해 제안된 근사식과 근사 오차식을 나타낸 것이다.

$$\text{(근사식)} \quad v_k(z) = s_k z + o_k \quad (12)$$

(오 차)
$$\int_{(x,y) \in A} [w_k(x,y) - s_k \cdot g(A(x,y)) - o_k]^2 dL \quad (13)$$

여기서 $w_k(x,y)$ 는 Monro 등의 방법에서와 마찬가지로 하위 블록을 의미하고 $g(\cdot)$ 는 기하학적 변환을 말한다. Fisher 등의 방법에서는 분할된 매 하위 블록들에 대하여 식(13)을 최소화하는 상위 블록의 위치와 근사식의 계수 s_k, o_k 를 기록하는 것으로 부호화가 이루어진다.

다. Jacquin의 방법[16]

Jacquin은 그의 학위 논문에서 기존의 압축 알고리즘에서 크게 벗어나지 않으면서도 프랙탈 이론을 이용한 알고리즘을 개발해 내었다. 부호화기의 기본적인 구조는 앞서 설명한 Fisher의 그것과 크게 다르지 않지만, 분류 벡터 양자화(Classified Vector Quantization)에서 사용한 블록 분류 방법을 사용하여 [20] 상위 블록의 탐색 시간을 줄이고, 블록의 복잡도에 따라 적용 적으로 부호화 방법을 바꾸는 등의 실제적인 측면에서 좀 더 효과적인 알고리즘이라 할 수 있다.

Jacquin의 방법에서는 우선 부호화할 영상을 8×8 의 하위 블록으로 분할하고 각 블록들에 대해서 그래디언트(Gradient)에 근거한 블록 분류를 적용하여 이를 3단계의 영역으로 분류한다. 탐색을 행할 상위 블록들은 영상을 16×16 으로 나누되 앞서 Fisher 등의 방법에서와 마찬가지로 서로 겹치게 화소를 4 혹은 8개씩 이동시키면서 생성한다. 생성된 각 상위 블록들은 하위 블록에서와 마찬가지로 분류되어 각각의 하위 블록이 탐색을 행할 클래스를 형성하게 되며, 3단계의 영역 각각에 대한 부호화 방법은 다음과 같다.

a) 평탄 영역

평탄 영역으로 분류된 블록들은 화소값의 변화가 완만하고 사람 눈에 평탄하게 보이기 때문에, 이러한 블록에 대해서는 따로 밝기 보정과 같은 계산을 하지 않고, 그 블록의 평균값을 계산하여 이 값으로 채워 넣는 변환을 행한다.

b) 중간 영역

중간 영역으로 분류된 블록들은 평탄 영역으로 분류된 블록들보다는 화소값의 변화가 심하지만 예지가 포함된 영역과 같이 뚜렷한 변화를 보이지는 않는 블록들이다. 이런 블록들에 대해서는 앞서 Fisher 등의 알고리즘에서 사용했던 1차의 변환식을 이용하여 근사를 행하는데, 이 때 변환식에서의 s_k 값을 {0.45, 0.60, 0.80, 0.97} 중의 하나로 양자화 하도록 제한한다.

c) 예지 영역

예지 영역으로 분류된 블록들은 그 블록 안에 서로 다른 중간 영역 혹은 평탄 영역을 포함하는 영역으로써 히스토그램 상에서 볼 때, 서로 다른 두 개의 봉우리가 생기는 블록으로 기대할 수 있다. 이 두 영역의 밝기 차를 블록의 밝기 변화 폭으로 삼으며 상위 블록과 하위 블록의 밝기 변화 폭의 비로써 계수 s_k 의 값을 구해낸다.

$$s_k = \frac{\text{하위 블록의 밝기 변화폭}}{\text{상위 블록의 밝기 변화폭}} \quad (14)$$

예지 영역에 있어서의 근사식이나 오차식은 Fisher 등의 방법에서 사용했던 식들과 동일하지만, 경계선을 포함하는 이들 영역들은 사람의 눈에 민감하게 반응하기 때문에 8가지의 동위 변환을 고려하여 근사를 수행한다. 즉, 예지 영역에 포함되는 하나의 블록을 근사하기 위해서는 상위 블록들 중 예지 영역으로 분류된 클래스에 속하는 블록들에 대하여 8가지 동위 변환을 생성하고 이들 각각의 블록들에 대하여 블록의 밝기 변화 폭을 계산하여 오차식을 최소화하는 s_k, o_k 의 값을 계산하고 상위 블록의 위치와 함께 어떤 동위 변환을 이용했는지의 정보를 기록하면 된다.

라. 복호화 과정

앞에서 설명한 세 가지 부호화 알고리즘은 모두 반복 함수계라는 틀 위에서 영상에 존재하는 프랙탈 특성을 이용하여 영상을 근사 함수의 고정점으로 표현하는 방법들이다. 즉, 입력된 영상이 어떤 수축 함수의 고정점이라면, 그 고정점을 함수에 적용한 결과는 역시 고정점이 되어야 하므로 근사의 오차가 작을수



원본 영상



원본 영상



원본 영상



원본 영상



원본 영상



원본 영상

그림6. Jacquin 알고리즘의 복호화 영상

록 복호된 영상은 입력된 영상에 더욱 가깝게 될 것이다. 또한 그 복호화 방법은 영상 공간내의 임의의 점을 설계된 수축 함수에 반복적으로 적용하므로써 얻을 수 있게 된다. 즉, 임의의 초기 영상에 존재하는 각 하위 블록들에, 부호화된 상위 블록 위치로부터 근사식을 적용하여 새로운 영상을 형성하고, 형성된 영상의 각 하위 블록들에 근사식을 다시 적용하는 식으로 반복 시키므로써 고정점 영상을 얻을 수 있게 되는 것이다. 아래의 그림은 Jacquin의 방법을 사용하여 부호화한 Lena 영상이 초기 영상 Girl로부터 수렴해 가는 모습을 나타내는 것이다.

3.3 현재의 연구 동향

앞서 설명한 3가지의 프랙탈 코딩 기법들은 현재 수행되고 있는 다양한 프랙탈 관련 영상 부호화 연구에 있어 기본적 골격이 되는 알고리즘들이다. 형태에 있어 이들과 매우 다른 독특한 형태는 1993년 Shen 등에 의해 발표되었는데, 이 기법은 반복 함수계의 수축 함수와 고정점 이론을 벡터 공간에서 재해석하고 수축 함수의 반복적 적용이 없는 복호화 방법을 제안한 것이다[21]. 또한 [22]에서는 앞에서 설명한 소수차 차분 모델을 이용하여 고전적 프랙탈 이론으로 프랙탈 영상 부호화 기법을 재조명하였으며, [23]에서는 기존의 방법들이 가지는 장·단점을 종합하여 각 블록이 가지는 시각적 특성에 따라 적용 적으로 수축함수를 설계하였다.

이외에도 블록의 크기와 모양을 가변하므로써 압축 효율을 높이려는 노력이나, 동위 변환과 비 선형적 수축 함수의 설계를 위한 노력, 또 반복 함수계이론을 일반적인 변환으로 확장 해석하려는 시도등 다양하고 방대한 연구가 수행되고 있다[24,25,26,27].

IV. 프랙탈 동영상 압축 부호화

현재까지 개발된 프랙탈 동영상 압축 부호화 기법은 기존의 DCT 기반 압축 표준에서 사용하는 움직임 추정 및 보상 기법을 프랙탈 정지 영상 압축 방법과 함께 사용하는 하이브리드 방식과[28,29] 동영상 시퀀스를 시간 축을 포함하는 3차원적 블록으로 분할하여 프랙탈 정지 영상에서 사용했던 부호화 기법을 그대로 확장·적용하는 방식[30,31], 그리고 움직임 추

정/보상 기법을 프랙탈 정지 영상 부호화적 입장에서 재해석하여 실시간 처리가 가능하도록 구현한 IS(Iterated System)사의 방법 등이 대표적이다[32].

4.1 움직임 추정/보상 기법과 프랙탈 정지 영상 압축 기법을 혼합한 하이브리드 기법

1993년 Hurtgen등은 움직임 추정을 통해 공간적 중복성을 제한하고, 예측에 실패한 영역만을 프랙탈로 부호화하는 하이브리드 방식의 프랙탈 동영상 압축 부호화 기법을 제안하였다[29]. 즉, 부호화할 영상과 복원한 영상과의 차이를 마스킹하여 예측이 실패한 영역을 결정하고, 이러한 예측에 실패한 전경 영역에 대해서는 Jacquin에 의해 제안되었던 프랙탈 정지 영상 압축 기법을 적용하며, 부호화 오차를 기준으로 계층적 분할을 수행하였다. 알고리즘의 구현시, 압축율을 보다 높이기 위해서 시간적인 중복성을 고려하여 매 3 프레임마다 1 프레임씩만을 부호화 하였고, 그 사이 프레임들은 복호화 과정에서 보간에 의해 복원하였으며, 움직임 예측기로서는 간단한 프레임 저장기를 사용하였다. 이와 같이 움직임 예측기로 간단한 프레임 저장기만을 사용한 것은 이 알고리즘을 비디오 전화나 화상 회의와 같은 상대적으로 움직임이 거의 없는 배경과 움직임이 크지 않은 전경으로 이루어진 영상에의 적용으로 제한하였기 때문이다.

한편, 1994년 Fisher등은 Hurtgen 등의 기법과 마찬가지로 움직임 추정/보상 기법과 프랙탈 방식의 하이브리드 기법을 제안하였는데, 이 방법에서는 프랙탈 기법을 적용하는 경우 수행되는 블록 탐색을 위한 계산상의 부담을 줄이기 위해 각 블록들을 화소값의 분포에 따라 클래스화 하였다는 점이 특징적이다. 즉, 부호화할 영상을 겹치지 않게 분할한 다음 각 블록의 움직임 추정을 수행하고 움직임 추정 오차가 미리 설정된 임계 오차값보다 큰 블록에 대해서는 Fisher가 제안한 프랙탈 정지 영상 부호화를 수행한다. 프랙탈 정지 영상 부호화의 수행에서 각 하위 블록들은 미리 클래스를 결정하고, 같은 클래스에 속하는 상위 블록들에 대해서만 매핑을 조사하여 계산상의 부담을 줄이게 되는데, 클래스를 나누는 방법은 다음과 같다.([33]의 3장을 참조한다.)

우선 분류하고자 하는 블록을 같은 크기의 4개의 영역으로 나누고, 왼쪽 위, 오른쪽 위, 왼쪽 아래, 오

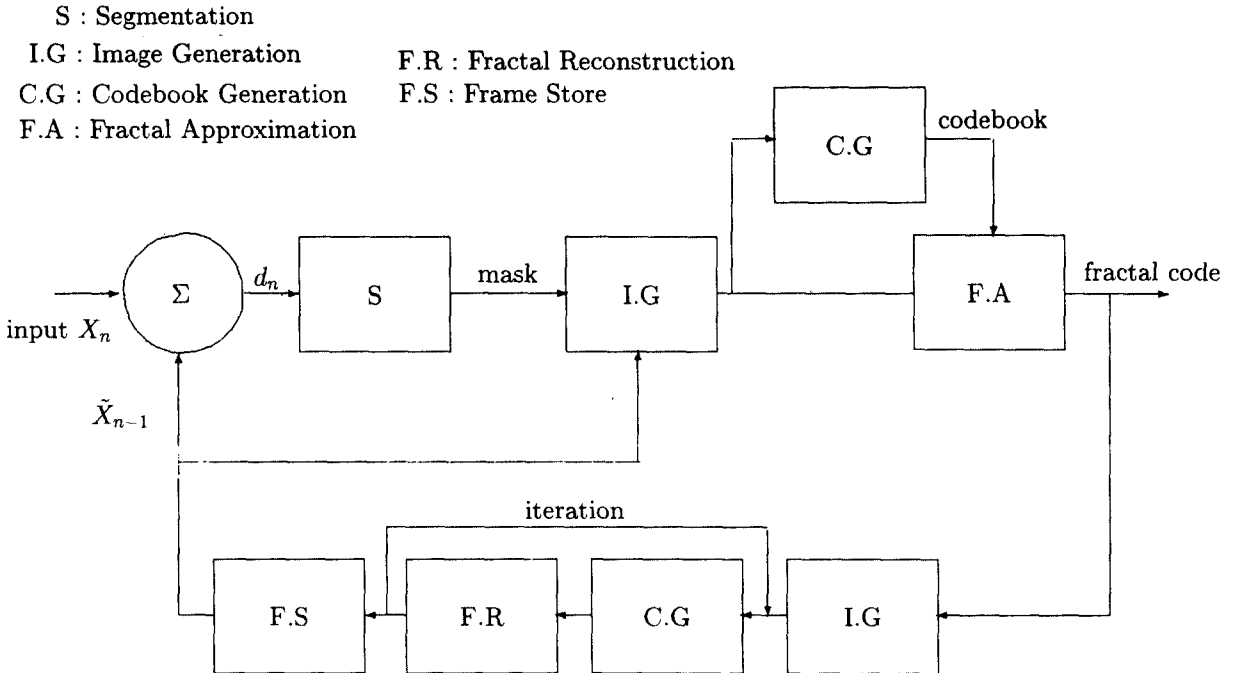


그림7. Hurtgen 등의 프랙탈 동영상 압축 부호화기 블록도

른쪽 아래의 순으로 1, 2, 3, 4 분 면이라고 하자. 각 사분면에 속하는 화소 밝기값을 이용하여 각 사분면의 평균과 분산에 해당하는 양을 구한다.

$$A_i = \sum_{j=1}^n r_j^i \tag{15}$$

$$V_i = \sum_{j=1}^n (r_j^i)^2 - A_i^2 \tag{16}$$

식 (15)와 (16)에서 n 은 i 사분면의 j 번째 화소값을 의미한다. 분류하고자 하는 각 블록을 회전하여 제일 밝은 화소 밝기값을 가지는 사분면이 왼쪽 위에 오게 하고 -45° 방향 대각선에 의한 대칭 변환을 고려하면, 각 블록의 화소 밝기값 분포는 다음과 같은 세 가지의 경우중 한가지에 속하게 된다.

- Class 1 : $A_1 \geq A_2 \geq A_3 \geq A_4$
- Class 2 : $A_1 \geq A_2 \geq A_4 \geq A_3$
- Class 3 : $A_1 \geq A_4 \geq A_2 \geq A_3$

따라서, 각 블록은 회전과 대칭에 의해 위의 3가지 경우중 한가지로 고정된 다음, 각 경우는 (16)에서 계산된 화소 밝기값의 분산에 의해 다시 각각 24가지의 경우로 나뉘어져 전체적으로 72개의 클래스 중 하나로 분류된다.

프랙탈 정지 영상 부호화의 기법을 움직임 추정/보상과 하이브리드로 적용한 이들 비디오 부호화 기법들은 프랙탈 동영상 부호화를 위한 초기적 방법들로써 기대에 미치지 못하는 효율을 보이고 있다. 다시 말하자면, 복원 영상의 화질대 압축율의 비가 기존의 DCT 기반 부/복호 방식에 비해 크게 뛰어나지 않고, 계산상의 부담 또한 커서 실시간 구현에 문제가 있는 것이 일반적인 견해이다. 계산상의 부담을 줄이기 위해 위의 Fisher 등의 기법에서처럼 클래스 분류 방식을 적용하거나 이를 더욱 일반화하여 VQ 코드벡터처럼 미리 상위 블록을 위한 클래스 원소를 결정하는 연구 등도 나타나고 있지만 현재까지 만족할 만한 성과를 보이는 예는 찾아보기 어렵다[33].

4.2 3차원 블록 분할을 이용한 프랙탈 동영상 부호화 기법

프랙탈을 이용한 비디오 압축 기법들 중에서 가장 높은 압축율을 얻을 수 있는 방식이다. 이는 동영상 시퀀스를 2차원 프레임의 연속으로 해석하던 기존의 생각과는 달리 시간축을 포함하는 3차원 정의역의 합수로 파악하여 3차원 블록으로 하위 블록을 생성하는 방식이다. 따라서, 프랙탈 근사를 위한 매핑에 사용되는 파라미터의 수에 비해 블록에 포함되는 화소의 수가 훨씬 많아 높은 압축율을 기대할 수 있게 된다.

Lazar 등은 그들이 제시한 프랙탈 동영상 부호화 알고리즘에서[31], 동영상 시퀀스를 3차원적 블록으로 분할하고 각 블록을 프랙탈 근사를 통해 부호화 할 수 있는 방법을 제안하였다. 즉, 입력되는 비디오 시퀀스를 시간·공간축으로 중첩되지 않는 R-블록들로 분할하고, 각 블록의 프랙탈 근사를 위해 적절한 크기의 D-블록 범위를 설정한다. D-블록 범위 내에서 중복을 허락하여 D-블록들을 생성시키고, 각 D-블록에서 R-블록으로의 근사를 수행한다. 이 근사는 프랙탈 정지 영상 부호화에서 Jacquin이 제안했던 근사식을 3차원 블록으로 적용한 것에 불과하다. 블록 근사시 Jacquin의 기법에서와 마찬가지로 동위 변환을 고려하며, 근사의 정도가 충분하지 못하면 계층적 블록 분할을 시도하여 R-블록의 크기를 줄인 후 다시 근사를 시도한다. 계층적 블록의 분할은 R-블록이 시간적 변화를 얼마나 포함하고 있는지를 기준으로 시간축으로 분할할지 공간적으로 분할할지를 결정한다.

이와 같은 Lazar 등의 방법은 움직임이 거의 없는 Miss America 등의 영상에서는 100:1 이상의 높은 압축율에서 평균 PSNR 32dB 정도의 근사 성능을 보이지만, 계산상의 로드가 너무 커서 실시간 구현이 불가능하며 상대적으로 움직임이 많은 영상을 부호화하는 경우에는 성능이 급격히 나빠지는 단점을 가지고 있다.

3차원적 영상 시퀀스 분할을 통한 높은 압축율의 획득과 지나치게 심한 계산상의 부담을 적절하게 타협시킨 연구를 [30]에서 발견할 수 있다. 이는 프랙탈 정지 영상 부호화에서 Monro 등의 방식처럼 블록의 탐색 없이 미리 결정된 상위 블록에서의 매핑을 사용하는 경우이다. 따라서, 매우 빠른 부호화가 가능

하지만 근사의 정도를 위해 근사식의 차수를 높여야 하므로 압축율은 다소 떨어지게 된다.

4.3 IS사의 프랙탈 비디오 부호화 기법

이 방법은 1996년 1월 MPEG-4 회의에 비디오 부호화 기법으로 제안한 방식이다[32]. 이 기법의 두드러진 특징은 우선 기존의 프랙탈 부호화 기법에서의 근사식이 모두 상위 블록에서 하위 블록으로 블록의 기하학적 변환과 그에 따른 화소값 스케일링을 포함하는 반면 이 방식에서는 상위 블록의 기하학적 변환이 없고 화소값의 스케일링이 1로 고정되어 있어 움직임 추정/보상과 같은 형태를 가진다는 것이다. 다만, 평균 화소 변화에 해당하는 식(12)의 의 값을 사용한다는 점이 움직임 추정/보상과 다른 점인데, 따라서 이 부호화 방식은 '쿼드트리 이용 평균 보정 움직임 추정/보상 기법'이라 불린다.

이 알고리즘에서는 가장 작은 크기로 정해진 블록의 크기에서 가장 큰 크기로 정해진 블록의 크기로 계층적 블록 합성을 해나가는데, 이는 기존의 계층적 블록 분할과 같은 효과를 위한 것이다. 또한, 코드 발생을 제한조건으로하는 근사 오차를 비용함수로 설계하여 준 최적의 부호를 발생시키도록 하였으며, '중복 움직임 추정/보상(Overlapped Block Motion Compensation)'을 이용하여 움직임 보상으로 인한 블록효과를 줄이고, 따라서 다음 프레임의 부호화에 오차의 전파를 제한하였다.

V. 결 론

하드웨어 기술의 비약적인 발전과 국내·외 네트워크 산업의 막대한 투자와 기술 개발은 영상을 포함하는 멀티미디어 데이터에 대한 다양한 서비스 수요를 창출하였으며 거대한 규모의 시장을 형성하고 있다. 이와 같은 시점에서 영상 데이터의 부/복호화 기술의 선점은 국제적인 경쟁력을 갖게 해줄 수 있는 매우 시급한 과제이다.

본 고에서 살펴본 프랙탈 이론은 영상을 포함하는 신호처리의 응용 분야에 매우 유용한 특성을 나타내고 있음을 알 수 있다. 특히 스케일의 변화에 무관하고 잡음에 강한 프랙탈 파라미터의 특성은 영상 신

호 처리의 다양한 분야에서 매우 성공적으로 적용되어왔다. 그 중에서 프랙탈을 이용한 영상 신호의 중복 제거와 이를 통한 압축 부호화의 연구는 이제 그 초기 단계이며, 아직까지 성능이나 비용 면에서 볼 때 성공적인 부호화 기법이 개발되었다고는 말할 수 없기 때문에 지금이 그 요소기술을 습득·개발할 수 있는 적기라고 할 수 있다. 따라서, 영상에 존재하는 프랙탈을 정량적으로 기술하여 그 중복적 요소를 제거할 수 있는 이론과 기술의 개발이 시급히 필요하며, 이는 멀티미디어 데이터 처리를 위한 기반 기술이 될 것이다.

참고문헌

- [1] Mandelbrot B., "The Fractal Geometry of Nature", W. H. Freeman and Co., Sanfrancisco, 1982.
- [2] Heinz-Otto Peitgen, Dietmar Saupe, "The Science of Fractal Images", Springer-Verlag, 1988.
- [3] Heinz-Otto Peitgen, Hartmut Jurgens, Dietmar Saupe, "Chaos and Fractals : New Frontiers of Science", Springer-Verlag, 1992.
- [4] M. F. Barnsley, V. Ervin, D. Hardin, J. Lancaster, "Solution of an Inverse Problem for Fractal", Proc. of National Academy of Science, 1985.
- [5] M. F. Barnsley, S. Deko, "Iterated Function System and the Global Construction Fractals", The Proc. of the Royal Society of London, 1985.
- [6] B. B. Mandelbrot, B. J. Van Ness, "Fractional Brownian Motion, Fractional Noises and Applications", SIAM, vol.10, No.4, pp.422~438, 1968.
- [7] Torbjorn Lundahl, William J. Ohley, Steven M. Kay, Robert Siffert, "Fractional Brown Motion : A Maximum Likelihood Estimator and Its Application to Image Texture", IEEE Trans. Medical Imaging, vol.M-15, No.3, September 1986.
- [8] Mohamed Deriche, Ahmed H. Tewfik, "Maximum Likelihood Estimation of the Parameters of Discrete Fractionally Differenced Gaussian Noise Process", IEEE Trans. Sig. Proc., vol.41, No.10, October 1993.
- [9] Alex P. Pentland, "Fracal Based Description of Natural Scenes", IEEE Trans. PAMI, vol.6, No.6, November 1984.
- [10] Yoonsik Choe, "Modeling, Estimation and Pattern Analysis of Random Texture on 3-D Surfaces", Ph.D dissertation in Electrical Engineering, Purdue Univ., January 1991.
- [11] R. L. Kashyap, Kie-Bum Eom, "Texture Boundary Detection on the Long Correlation Model", IEEE Trans. PAMI, vol.11, No.1, January 1989.
- [12] Stephan Hoffer, Frank Heil, Madhukar Pandit, Ramdas Kumaresan, "Segmentation of Texture with Different Roughness Using the Model of Isometric Two Dimensional Fractional Brownian Motion", IEEE ICASSP, vol.5, pp.53~56, 1993.
- [13] Patrick Flandrin, "On the Spectrum of Fractional Brownian Motions", IEEE Trans. Information Theory, vol.35, No.1, January 1989.
- [14] J. R. M. Hosking, "Fractional Differencing", Biometica, vol.68, No.1, pp.165~176, 1981.
- [15] George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, "Time Series Analysis : forecasting and control", Holden-Day Series in Time Series Analysis and Digital Processing, 1976.
- [16] Arnaud E. Jacquin, "A Fractal Theory of Iterated Markov Operator with Application to Digital Image Coding", Ph.D thesis in Mathematics, GIT, August 1989.
- [17] Y. Fisher, E. W. Jacobs, R. D. Boss, "Iterated Transform Image Compression", NOSCTR-1408, Naval Ocean Center, San Diego, CA, April 1991.
- [18] D. M. Monro, F. Dudbridge, "Fractal Block Coding of Images", Electronics Lett., vol.28, No.11, May 1992.
- [19] Allan J. Sieradski, "An Introduction to Topology and Homotopy", PWS KENT Publishing Company, Boston, 1992.

- [20] B. Ramamurthi, A. Gersho, "Classified Vector Quantization of Images", IEEE Trans. Communication, vol.34, November 1986.
- [21] Skjalg Lepsøy, Geir E. Eide, Tor A. Ramstad, "Attractor Image Compression With a Fast Non-Iterative Decoding Algorithm", ICASSP, pp.V-337~V-340, 1993.
- [22] 김용구, "소수차 차분 모델을 이용한 프랙탈 영상 부호화기에 관한 연구", 연세대학교 대학원 석사학위논문, 1995년 8월.
- [23] 도 원, 서정태, 최윤식, 윤대회, "가변 블록 적용 프랙탈 영상 압축", 초저속 전송을 위한 영상통신기술 워크샵, 한국통신 연구개발단, pp.105~115, 1993년 11월.
- [24] Dietmar Saupe, "A New View of Fractal Image Compression as Convolution Transform Coding", IEEE Signal Processing Lett., vol.3, No.7, July 1996.
- [25] Masayuki Tanimoto, Hiroshi Ohyama, Tadahiko Kimoto, "A New Fractal Image Coding Scheme Employing Blocks of Variable Shapes", ICIP, pp.137~140, 1996.
- [26] Greg Vines, "Signal Modeling with Iterated Function Systems", Ph.D thesis in EE, GIT, May 1993.
- [27] Dan C. Popescu, Alex Dimca and Hong Yan, "A Nonlinear Model for Fractal Image Coding", IEEE Trans. Image Processing, vol.6, No.3, pp.373~382, March 1997.
- [28] Y. Fisher, D. Rogovin, T. P. Shen, "Fractal(Self-VQ) Encoding of Video Sequences", Visual Communications and Image Processing' 94, SPIE vol.2308, pp.1359~1370, 1994.
- [29] Bernd Hurtgen, Peter Buttgen, "Fractal Approach to Low Rate Video Coding", Visual Communications and Image Processing' 93, SPIE vol.2094, pp.120~131, 1993.
- [30] Haibo Li, Mirek Novak, Robert Forchheimer, "Fractal-Based Image Sequence Compression Scheme", Optical Engineering, vol.32, No.7, pp.1588~1595, 1993.
- [31] M. S. Lazar, L. T. Bruton, "Fractal Block Coding of Digital Video", IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Techn. vol.4, No.3, June 1994.
- [32] Steve Calzone, Keshi Chen, Chih-Chwen Chuang, Ajay Divakaran, Simant Dube, Lyman Hurd, Jarko Kari, Gang Liang, Fu-Huei Lin, John Muller, Hawley K. Rising, III, "Video Compression by Mean-Corrected Motion Compensation of Partial Quadrees", IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Techn., vol.7, No.1, February 1997.
- [33] Y. Fisher(Ed.), "Fractal Compression: Theory and Application to Digital Images", Springer Verlag, New York, 1994.



최 윤 식

-
- 1979년 2월 : 연세대학교 전기공학과 (학사)
 - 1981년 8월 : 연세대학교 전기공학과 (석사)
 - 1984년 5월 : Case Western Reserve Univ.
시스템 공학 (석사)
 - 1987년 5월 : 펜실베니아 주립대학교 전기공학과(석사)
 - 1990년 12월 : 퍼듀대학교 전기공학과 (박사)
 - 1990년 11월 ~ 93년 2월 : (주)현대전자 산전연구소
책임연구원
 - 1993년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 전기공학과 조교수



김 용 구

-
- 1993년 2월 : 연세대학교 전기공학과 (학사)
 - 1995년 8월 : 연세대학교 전기공학과 (석사)
 - 1995년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 전기공학과
박사과정