

기준영상들을 이용한 프랙탈 부호화 방식

정회원 강현수*, 김성대**, 최재각***

Fractal Coding Scheme Using Reference Images

Hyun-Soo Kang*, Seong-Dae Kim**, Jae-Gark Choi*** *Regular Members*

요 약

본 논문은 다양한 기준영상들을 정하고 이 기준영상들과 원영상과의 거리를 최소화하는 변환들을 찾고 그들 중 가장 우수한 성능을 가지는 변환을 선택함으로써 좀 더 최적의 변환을 찾아내는 새로운 프랙탈 영상 부호화 방식을 제안한다. 일반적인 프랙탈 부호화 방식들은 콜라주 정리(collage theorem)를 이용하여 원영상과 그것의 한번 변환된 영상(collage image)과의 거리를 최소로 하는 변환을 찾고 이를 부호화하는 방식이다. 기존의 방식들이 콜라주 정리를 이용하는 이유는 계산량 때문이다. 즉, 최적의 변환을 얻기 위해서는 모든 가능한 변환의 끝개들을 얻고 이 끝개들과 원영상과의 거리를 최소로 하는 끝개를 찾아야 하기 때문이다. 그러나 이것은 실제적으로 불가능하기 때문에 콜라주 부호화 방식이 널리 사용되어 왔다. 본 논문에서는 최적 변환의 계산량 문제를 극복하고 좀 더 최적 변환에 가까운 변환을 찾는 방법을 제시한다. 매우 간단한 경우에 대해 모든 가능한 끝개들을 고려함으로써 최적 변환을 구하고 제안된 방식의 성능을 평가한다. 또한 최적 변환을 알 수 없는 일반적인 경우에 대해서도 기존의 방식과 비교함으로써 제안된 방식의 성능을 평가한다.

ABSTRACT

This paper presents a new fractal coding scheme to find more optimal transformation using the reference images which is determined by some criteria. After finding the transformations to minimize the distance between the original image and the reference images, we choose one of them which has the best performance. Conventional fractal coding schemes based on the collage theorem obtain the transformation to minimize the distance between an original image and its collage image because of heavy computation. In other words, it is because the optimal transformation can be obtained after the attractors of all the possible transformations are generated and then compared with an original image. As such a procedure is practically difficult to implement, the collage coding schemes using the theorem have widely used. We introduce the new scheme to overcome the complexity problem for the optimal transformation and to find a transformation close to the optimal one. At first, in a simple case that the optimal transformation can be obtained, our scheme is evaluated, as compared with the optimal one. In general cases that the optimal one is unavailable, our scheme is also evaluated, as compared with the conventional schemes.

I. 서론

프랙탈 영상 부호화의 핵심은 영상을 부호화하는 대신 그 영상을 발생시킬 수 있는 변환을 부호화함

으로써 감축 효과를 얻는 것이다. 이것은 Barnsley^[1]에 의해 소개된 콜라주 정리(Collage theorem)와 IFS(iterative function system)의 수학에 기초한다. Jacquin^[2]이 처음으로 영상에 대한 실용적인 프랙탈 부호화 방식을 소개한 이래, 많은 연구들이 그의 방

* 현대산업전자(주) (khs@hel.co.kr),

** 한국과학기술원 전기및전자공학과 (sdkim@advison.kaist.ac.kr),

*** 경일대학교 제어계측공학과 (cjk@bear.kyungil.co.kr)

논문번호 : 985252-1207, 접수일자 : 1998년 12월 7일

식을 개선하였다. 프랙탈 부호화는 지역 블록과 같은 정의역 블록을 찾는 범위에 의해 전역방식(global method)과 지역방식(local method)으로 크게 두개의 부류로 나누어 볼 수 있다. 전역방식은 넓은 범위에 대해 정의역 블록을 찾는 방식으로서 많은 정합 과정을 수행하게 된다. Jacquin의 방식이 전역방식의 하나이다. 이 방식이 많은 계산량을 요구하는 단점을 해결하기 위해 복잡도에 따라 블록을 분류하는 방식^[314], 계층적으로 찾는 방식^[316], 주파수 영역에서 찾는 방식^[7], 등이 제안되었다. 또한 웨이트렛 영역에서의 프랙탈 부호화는 블록의 복잡도에 따라 자동적인 분류가 수행됨으로써 계산량을 줄이는데 기여하였다^[8]. 한편, 지역방식은 정의역 블록을 찾는 영역을 지역 블록 주위의 몇 개의 블록으로 한정하는 방법이다. 대표적인 방법으로는 Monro의 방식^[9]과 3차원 블록에 적용한 Li의 방식^[10], 등이 있다. 이 방식들은 정의역 블록을 찾는 영역이 줄어들기 때문에 계산량에 있어서 전역방식에 비해 상당히 작은 반면 정합에 의해 발생하는 에러가 크므로 이를 다항식 근사화 하는 항을 변환에 추가하여 부호화되는 영상의 화질을 보상에 주도록 하였다.

복화기에 있어서도 성능 개선을 위한 노력이 있었다. Lepsoy^[11]는 반복 변환이 필요 없는 방식을 제안하였고, Kang^[12]은 공간 변위항의 분포와 변환된 블록의 결과를 이용함으로써 빠른 수렴 속도를 얻도록 하였다.

프랙탈 부호화의 성능은 원영상과 변환의 끝개 사이의 거리에 의해 결정되므로 그 거리를 최소화 하는 변환을 찾는 것이 중요하다. 우리는 그 거리를 최소화 하는 변환을 최적의 변환이라고 정의할 수 있다. 그러나 최적 변환을 찾는 것은 너무 많은 계산량을 요구하므로 실제적으로 구현하는 것은 불가능하다. 그래서 일반적인 프랙탈 부호화는 풀라쥬 정리를 이용하여 원영상과 풀라쥬 영상과의 거리를 최소화 함으로써 원영상과 끝개 사이의 거리를 제한하는 방식을 사용한다. 이 방식은 끝개에 대한 직접적인 접근 방식이 아니기 때문에 원영상과 끝개 사이의 거리의 제한이 느슨하다는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제에 대해 Honda^[13]는 확장된 풀라쥬 정리를 이용하여 그 제한을 줄였고 Harada^[14]는 이미 구해진 블록 변환들을 이용하여 정의역 풀(pool)을 대치함으로써 좀 더 적절한 변환을 찾으려는 연구를 하였다. Honda의 방식은 최적의 변환을 구하는 방식과 거의 동일한 과정을 수행하여야 하

기 때문에 매우 간단한 경우에 대해서는 유효하지만 일반적인 경우에 대해 적용하는 것은 어렵다. 본 논문에서 우리는 지역방식에도 적용될 수 있는 좀 더 최적의 변환을 구하는 방식을 제안한다. 제안된 방식은 기준영상들을 이용함으로써 좀 더 최적의 변환을 찾는다. 본 논문은 다음과 같은 순서로 되어 있다. 제2장에서는 프랙탈 부호화 방식의 소개와 최적의 변환에 대해 정의한다. 제3장에서는 새로운 방식을 제안하고 제안된 방식의 성능이 분석된다. 제4장에서는 실험을 통해 제안된 방식의 성능을 평가하고 제5장에서 결론을 맺는다.

II. 배경 및 최적변환

영상의 거리 공간을 (X,d) 이라고 하자. 여기서 d 는 거리를 의미한다. 그리고 다음 식을 만족하는 변환 $w: X \rightarrow X$ 를 생각해 보자.

$$d(w(x), w(y)) \leq sd(x, y), \text{ for } x, y \in X \tag{1}$$

여기서 $|s| < 1$ 이면, w 는 축소 계수가 s 인 축소변환이라고 한다. w 가 축소 변환이면, 그 변환은 다음 식과 같은 고정점(또는 끝개) x_f 를 가진다.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} w^n(x_0) = x_f, w(x_f) = x_f \tag{2}$$

x_f 가 원영상이고 x_A 가 w_i 의 끝개일 때, 최적 변환은 다음과 같이 정의될 수 있다

$$w_{opt} = \arg \min_w \lim_{n \rightarrow \infty} d(x, w^n(x_0)) \tag{3}$$

변환의 계수들은 실수이므로 모든 가능한 변환들의 수는 무한하다. 그러나 실질적으로 그 계수들을 양자화하여 부호화하므로 양자화에 의해 유한한 수를 가지게 된다. 이때, S_w 를 양자화된 변환들의 집합이라고 하자. S_w 의 모든 원소들의 끝개가 만들어질 때 원영상과 그 끝개들 사이의 거리를 최소화 하는 하나의 변환을 얻을 수 있다. 이 변환이 최적 변환이다. 이러한 과정은 계산량이 너무 많으므로 일반적으로 다음 식으로 나타나는 풀라쥬 정리를 이용한다.

$$d(x, x_f) \leq (1-s)^{-1} d(x, w(x)) \tag{4}$$

단순한 경우의 최적 변환 : Monro[2]의 방식처럼 셔플(shuffle) 변환이 없고 정의역 블록에 대한 찾는

과정이 없는 단순한 경우를 생각해 보자. 그러나 Monro의 방식과는 달리 정합 오차에 대한 다항식 근사화는 고려되지 않는다. 그림 1은 이 경우를 보여준다. 이 경우에 식(3)으로부터 모든 가능한 끝개들을 생성함으로써 최적변환을 얻을 수 있다.

그림 1에 나타난 4개의 변환은 다음과 같이 표현된다.

$$w_i(D) = s_i C(D) + \delta g_i, \quad 9 \leq i \leq 3, \quad (5)$$

여기서 D , $C(\cdot)$, s_i , δg_i 는 정의역 블록, 기하학적 변환(geometric transformation), 축소 계수, 밝기 값의 변위함이다. δg_i 들은 지역 블록과 s_i 의 계수에 의해 축소된 정의역 블록들의 평균 값들의 차에 의해 쉽게 얻어지므로 s_i 들을 얻는 것이 주요 문제이다.

$$\min_{s_0, s_1, s_2, s_3} d(\cup_{i=0}^3 R_i, \lim_{n \rightarrow \infty} \cup_{i=0}^3 w_i^n(D)),$$

where $\delta g_i = E[R_i - s_i C(D)] \quad (6)$

여기서 R_i 는 i 번째 지역 블록이고 $E[x]$ 는 x 의 평균이다. 예를 들어 s_i 는 구간 $[0.05, 1.0]$ 에 존재하고 0.05의 양자화 간격으로 양자화될 때 모든 가능한 끝개의 수는 20^4 개이다. 모든 끝개들이 지역 블록과 비교되고 그때 지역 블록과의 거리가 최소인 끝개가 선택된다. 좀 더 일반적인 경우, 너무 많은 끝개들이 존재하므로 구현이 불가능하다. 한편, 플라췌 정리를 이용한 기존의 방법들은 하나의 지역 블록당 20개의 플라췌 블록들 중에 하나를 선택한다. 비록 이것이 간단한 경우이긴 하지만 최적의 방법에 의해 간주되는 끝개의 수와 기존의 방식에 의해 간주되는 플라췌 블록의 수 사이에는 매우 큰 차이

가 있다. 이러한 차이는 최적의 방법이 좀 더 나은 복원 화질을 주지만 일반적인 경우에 대해 그것을 구현하는 것은 계산량이 너무 과도하기 때문에 불가능하다.

III. 제한된 방식

1. 최적변환의 후보 집합

어떤 영상 x , y 가 있을 때, y 를 축소변환 w 로 변환했을 때의 거리가 다음과 같이 제한된다고 하자.

$$d(x, w(y)) \leq M d(x, y) \quad (7)$$

여기서 M 은 양의 실수이고 x 는 부호화될 원영상, y 는 기준영상이다. 식(7)에서 $M \geq 1$ 은 $y = x_{fop}$ 일 때, $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 이기 위한 필요충분조건이다. 이것은 식(7)에 $y = x_{fop}$ 를 대입함으로써 쉽게 증명될 수 있다. 그러나, $y \neq x_{fop}$ 에 대해 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 를 만족하는 M 을 찾는 것을 쉽지 않다. 다음 절에서 $y \neq x_{fop}$ 에 대해 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 이기 위한 충분 조건을 대해 기술할 것이다. 만약 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 이면 $O_w(y, M)$ 의 원소들은 최적변환의 유력한 후보들로 간주될 수 있다. 결과적으로, 허용되는 모든 변환을 고려하는 것이 아니라, $O_w(y, M)$ 의 원소들만이 최적변환을 찾는 데 고려된다. 그러나, 하나의 기준영상 y 에 대해 $O_w(y, M)$ 의 원소들 모두 찾는 것 또한 많은 계산량을 요구하므로, 여러 장의 기준영상에 대해 소수의 변환만을 찾는 방법을 본 논문에서는 사용한다. 즉, 여러 개의 기준영상이 선택된 후, $O_w(y, M)$ 의 원소들의 일부가 찾아지고, 그들 중 최적의 변환을 선택한다.

2. 후보변환에 대한 최대 한계와 $w_{opt} \in O_w(y, M)$

이기 위한 M 의 결정

본 절에서는 원영상과 후보 변환의 끝개 사이의 거리의 최대 한계에 대해 살펴보자.

2.1 $y = x_{fop}$ 의 경우

우선, $y = x_{fop}$ 인 경우에 대해 살펴보자. 삼각부등식으로부터 하나의 영상 x 와 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 의 끝개 사이의 거리 $d(x, x_f)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$d(x, x_f) \leq d(x, w(y)) + d(w(y), x_f) \quad (8)$$

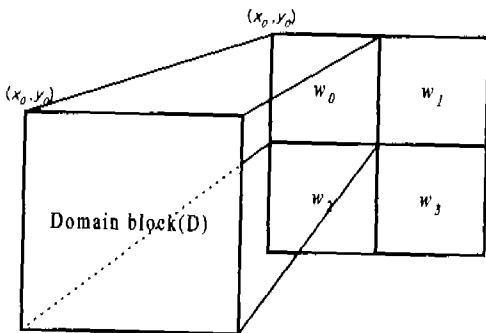


그림 1. 간단한 경우의 변환

식(7)로부터 식(8)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$d(x, x_f) \leq M d(x, y) + d(w(y, x_f)) \leq M d(x, y) + s d(y, x_f) \tag{9}$$

여기서 s 는 w 의 축소계수이다. 식(9)와 삼각부등식 $d(y, x_f) \leq d(x, y) + d(x, x_f)$ 으로부터,

$$d(x, x_f) \leq \frac{M+s}{1-s} d(x, x_{fopt}) \tag{10}$$

가 주어진다. 식(10)에서, 앞 절에서 언급한 바와 같이 $w_{opt} \in O_w(x_{fopt}, 1)$ 이다. 결과적으로 $w \in O_w(x_{fopt}, 1)$ 에 대한 최댓값은 다음과 같다.

$$d(x, x_f) \leq \frac{1+s}{1-s} d(x, x_{fopt}) \tag{11}$$

식(11)은 s 가 작아짐에 따라 x_f 는 x_{fopt} 에 접근하고 $O_w(x_{fopt}, 1)$ 의 원소들은 $d(x, x_f)$ 가 $d(x, x_{fopt})$ 와 상수의 곱에 의해 제한됨에 따라, 최적변환의 주위로 제한되어짐을 보여준다. 결론적으로, $O_w(x_{fopt}, 1)$ 의 원소들은 최적변환의 유효한 후보들이다. 한편, 좀 더 일반적인 경우($y \neq x_{fopt}$)에 대한 최댓값은 다음 소절에서 다루어진다.

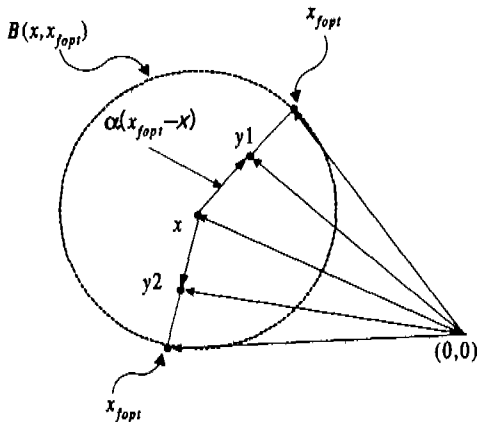


그림 2. 원영상(x)과 최적끝개(x_{fopt})의 합으로 표현된 기준영상(y_1, y_2)

2.2 $y \neq x_{fopt}$ 의 경우

기준영상 y 가 다음과 같이 표현될 수 있다고 하자.

$$y = (1-a)x + ax_{fopt}, a \geq 0 \tag{12}$$

여기서 a 는 가중치 (weighting factor)이고, $0 \leq a \leq 1$ 와 $a > 1$ 각각 $d(x, y) \leq d(x, x_{fopt})$ 와 $d(x, y) > d(x, x_{fopt})$ 를 의미함을 주목하자.

x_{fopt} 가 중심 좌표가 x 이고 반지름이 r 인 구 $B(x, |x-x_{fopt}|)$ 에 compact하게 분포한다고 가정해 보자. 이 가정으로부터, 모든 영상은 식(12)에 나타난 것처럼 x 와 x_{fopt} 의 가중합 (weighted sum)으로 나타낼 수 있다. 이 사실은 그림 2로부터 명확하다. 그래서 따르는 정리가 성립한다.

정리 1: x_{fopt} 가 구 $B(x, r)$, $r = |x-x_{fopt}|$ 상에 compact하게 분포하면, 어떤 영상 y 는 x 와 x_{fopt} 의 가중합으로 표현될 수 있다. 즉,

$$y = (1-a)x + ax_{fopt}, a \geq 0.$$

정리1로부터 우리는 최적끝개가 구면에 compact하게 분포할 때, 어떤 임의의 영상이 원영상과 최적 끝개의 가중합으로 표현될 수 있음을 보았다. 그래서 $y \neq x_{fopt}$ 인 일반적인 경우에 대한 M 의 결정은 $y = (1-a)x + ax_{fopt}, a \geq 0$ 의 경우에 대한 M 의 결정으로 대신한다.

$y = x_{fopt}$ 의 경우와 유사한 과정에 의해 $y = (1-a)x + ax_{fopt}$ 에 대한 다음과 같은 관계식이 얻어진다.

$$d(x, x_f) \leq \frac{M+s}{1-s} d(x, (1-a)x + ax_{fopt}) = \frac{M+s}{1-s} a d(x, x_{fopt}) \tag{13}$$

식(13)에서 주어진 M 에 대해 $d(x, x_f)$ 의 최댓값은 a 와 정비례함으로 관찰할 수 있다. 즉, 작은 값의 a 는 작은 최댓값을 가진다. 그러나 작은 값의 a 는 작은 값의 $d(x, y)$ 를 가짐에 따라, 식(7)을 만족하는 변환의 개수가 감소한다. 극단적으로 $a=0$ 인 경우(즉, $y=x$), 식(7)을 원영상 x 가 끝개가 되는 경우를 제외하고는 식(7)을 만족하는 변환이 존재하지 않는다. 여기서 주목해야 할 사항은 기준 영상 y 가 $B(x, |x-x_{fopt}|)$ 의 내부에 위치할 때, 외부에 위치하는 것에 비해 작은 값의 a 를 가진다는 점이다.

식(13)로부터 기준영상이 M 와 s 에 의해 제한을 받을 수 있다. 즉, 다음 정리가 성립한다.

정리 2: $y = (1-a)x + ax_{fopt}$ 이고 $w \in O_w(x_{fopt}, M)$ 일

때 (여기서 M 은 식(7)을 만족하는 양의 실수), a 의 최소한계는 $a \geq (1-s)/(M+s)$ 로 주어진다. 여기서 s 는 w 의 축소계수이다.

[증명] $d(x, x_f) \geq d(x, x_{f_{opt}})$ 임에 따라, $a \geq (1-s)/(M+s)$ 이다.

이제 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 를 보장하는 M 에 대해 살펴 보자. $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 를 보장하기 위해서는 $w = w_{opt}$ 에 대해 식(7)을 만족하는 M 을 결정하면 된다. $w = w_{opt}$ 에 대해 식(12)를 식(7)에 대입함으로써 다음과 같은 관계식을 얻는다.

$$d(x, w_{opt}((1-a)x + ax_{f_{opt}})) \leq Md(x, (1-a)x + ax_{f_{opt}}) = Mad(x, x_{f_{opt}}) \quad (14)$$

따르는 정리에 의해, $w_{opt}((1-a)x + ax_{f_{opt}})$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$w_{opt}((1-a)x + ax_{f_{opt}}) = (1-a)w_{opt}(x) + aw_{opt}(x_{f_{opt}}) = (1-a)w_{opt}(x) + ax_{f_{opt}} \quad (15)$$

정리 3: $w(x) = Lx + b$ 와 같이 정의될 때 (여기서 b 와 L 은 각각 변위 벡터와 서플 변환, 기하학적 변환을 나타내는 행렬), 다음과 같은 선형성이 있다. $w(mx + ny) = mw(x) + nw(y)$, for $m + n = 1$.

[증명] $w(mx + ny) = L(mx + ny) + b = mLx + mb + nLy + nb = mw(x) + nw(y)$.

식(15)으로부터 식(14)의 좌변항의 최대값은 다음과 같이 주어진다.

$$\max d(x, w_{opt}((1-a)x + ax_{f_{opt}})) = |1-a|d(x, w_{opt}(x)) + ad(x, x_{f_{opt}}) \quad (16)$$

결과적으로, $|1-a|d(x, w_{opt}(x)) + ad(x, x_{f_{opt}}) \leq Mad(x, x_{f_{opt}})$ 는 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 이기 위한 충분조건이 된다. 즉,

$$\frac{|1-a|d(x, w_{opt}(x))}{ad(x, x_{f_{opt}})} + 1 \leq M, \quad a > 0 \quad (17)$$

삼각부등식에 의해 $(1+s_{opt})d(x, x_{f_{opt}}) = \max d(x, w_{opt}(x))$ (여기서 s_{opt} 는 w_{opt} 의 축소계수)가

성립함에 따라, $M_{min} = 1 + |1-a|(1+s_{opt})/a$ (여기서 M_{min} 는 M 의 최소값)가 성립한다. 식(13)에 M_{min} 를 대입함으로써 최종적으로 $y \neq x_{f_{opt}}$ 에 대한 최댓값은 다음 식으로 주어진다.

$$d(x, x_f) \leq \frac{a(1+s) + |1-a|(1+s_{opt})}{1-s} \cdot d(x, x_{f_{opt}}), \quad a > 0 \quad (18)$$

위와 같이 유도된 결과는 다음 정리로 요약된다.

정리 4: $y = (1-a)x + ax_{f_{opt}}$ 에 대해, $M \geq 1 + |1-a|(1+s_{opt})/a$ 는 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 이기 위한 충분조건이고, x 와 $O_w(y, M)$ 의 원소인 변환의 결과 x_f 의 거리는 식(18)에 의해 한정된다.

정리 5: $y = (1-a)x + ax_{f_{opt}}$ 에 대해, 만약 $d(x, w(y)) \leq d(x, y)$ 이면, 항상 $w \in O_w(y, M)$, $M \geq 1$ 가 성립한다. 이것은 $M \geq 1$ 에 대해 항상 $d(x, w(y)) \leq d(x, y) \leq Md(x, y)$ 이기 때문이다.

정리 5는 기준영상을 선택하는 기준에 대한 하나의 힌트를 준다. 즉, 기준영상이 선택되었을 때, $d(x, w(y)) \leq d(x, y)$ 가 성립하는지 검사한다. 예를 들어, $w_m = \arg \min_w d(x, w(y))$ 일 때, 만약 $d(x, w_m(y)) \leq d(x, y)$ 이면 $w_m \in O_w(y, M)$, $M \geq 1$ 이다. 따라서, 다음과 같은 구원 예를 생각해 볼 수 있다. 우선 기준영상 y 를 선택하고 기존의 방법처럼 $d(x, w(y))$ 를 최소화하는 변환 w_m 을 찾는다. 그 다음, $d(x, w_m(y)) \leq d(x, y)$ 가 성립하는지에 대해 검사함으로써, w_m 이 최적변환의 후보변환인지를 결정한다.

2.3 a에 따른 최대 한계

* $a=0$: $M \geq 1$ 이면, $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 가 성립하고 최댓값은 식(10)으로 주어진다.

* $0 < a \leq 1$: M 이 식(17)에 의해 한정되면, $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 가 성립하고 최댓값은 식(18)로 주어진다. 이 경우, 기준영상이 $B(x, |x-x_{f_{opt}}|)$ 의 내부에 위치한다. $s \leq s_{opt}$ 의 경우, 식(10)에 나타난 최댓값은 식(18)의 그것보다 오히려 크다. $s = s_{opt}$ 의 경우, 식(18)에서 보듯이, $y = x_{f_{opt}}$ 일 경우의 최댓값이 $0 < a \leq 1$ 일 때 $y = (1-a)x + ax_{f_{opt}}$ 일 경우의 최댓값과 같다. 그래서 최댓값을 작도록 하기 위

해서는 기준영상을 그 구의 내부에 위치하도록 선택해야 한다. 결과적으로 우리는 기준영상이 원영상에 가깝도록 (즉, $0 < a \leq 1$) 선택하는 편중선택법 (biased selection)을 제안한다. 그래서 a 는 편중계수 (bias factor)라고 부른다. 편중선택법에 의해 선택된 영상을 식(7)에 대입함으로써, 식(7)을 만족하는 변환들을 얻을 수 있다. 기존의 방식들이 풀라쥬 정리를 이용하여 하나의 변환을 얻는 것에 반하여, 제안된 방식은 $0 < a \leq 1$ 인 기준영상들을 이용하여 여러 개의 변환을 얻고 그 변환들 중 최적의 변환을 선택한다.

* $a > 1$: M 이 식(17)에 의해 한정되면, $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 가 성립하고 최대한제는 식(18)로 주어진다. $0 < a \leq 1$ 의 경우와는 달리, 기준영상은 $B(x, |x - x_{fwd}|)$ 의 외부에 위치한다. 식(18)에서 주목해야 할 점은 $a > 1$ 의 경우의 최대한제는 $0 < a \leq 1$ 의 경우에 비해 크다는 것이다. 결론적으로 복원영상의 화질을 향상시키기 위해서는 기준영상이 그 구의 외부에 위치하는 것을 피해야 한다. 그러나, x_{fwd} 를 알 수 없으므로, a 역시 알 수 없다. 즉, 기준영상이 그 구의 내부에 위치하는지의 여부에 대해 알 수 없다. 그러나 이 문제는 기준영상이 가능한 한 원영상에 가깝도록 선택하는 편중선택법을 이용함으로써 해결될 수 있다.

3. 알고리즘

이 절에서는 위의 분석 결과를 토대로 한 3가지 제안 방식을 기술한다. 앞 절에서 어떤 기준영상 y 에 대해 $w_{opt} \in O_w(y, M)$ 를 만족하는 M 이 존재함을 보였고, $O_w(y, M)$ 의 원소들은 식(18)에 의해 최대한제가 주어짐을 보았다. 그러므로 $d(x, u(y))$ 를 최소화하는 변환 w_m (즉, $w_m = \arg \min_w d(x, u(y))$)는 $d(x, w_m(y)) \leq d(x, u(y)) \leq Md(x, y)$ 와 같은 관계로 인하여 식(7)과 식(18)를 만족한다. 결과적으로, 그 M 에 대해 w_m 은 반드시 $O_w(y, M)$ 의 원소가 된다. 따라서 제안된 방식은 선택된 기준영상들에 대한 w_m 들을 찾고 그들 중 최적의 변환을 선택한다. 제안된 방식의 개략적인 과정은 다음과 같다.

(1) $0 \leq a \leq 1$ 의 조건을 만족하도록 하기 위하여 원영상에 충분히 가깝도록 N 개의 기준영상 $y_i, 0 \leq i < N$ 를 선택한다. 기준영상을 선택하는 구체적인 방법은 다음 절에 기술된다.

(2) 기준영상들과 원영상 사이의 거리를 최소로 하는 변환을 얻는다. 즉, $w_i = \arg \min_w d(x, u(y_i))$.

항상 $d(x, w_i(y_i)) \leq d(x, u(y_i))$ 가 성립함에 따라 $w_i \in O_w(y_i, M)$ 이고 각 기준영상들은 식(18)을 만족한다.

(3) 단계2에서 얻어진 변환들 중 최적의 변환 x_n^* 을 얻는다. 즉, $x_n^* = \arg \min_{x_n} d(x, x_n)$, 여기서 x_n 은 w_i 의 끝개이고, x_n^* 은 부호화되어 전송될 변환이다.

3.1 단순 필터링에 의한 방법

앞 절에서 원영상과 가까운 기준영상은 최대한제가 감소함을 보았다. 그래서, 가장 간단히 생각할 수 있는 기준영상은 원영상을 필터링한 결과 영상이다.

$$y = F_c(x), \tag{19}$$

여기서 $F_c(\cdot)$ 는 차단주파수가 f_c 인 저대역 필터이다. 미리 정해진 f_c 들에 대해, 상응하는 기준영상들이 얻어지고 각각의 기준영상에 대해 원영상과의 거리를 최소로 하는 변환들을 얻는다. 즉, $w_m = \arg \min_w d(x, u(y))$. 마침내, w_m 들 중 최선의 변환을 선택하여 부호화 한다. 여기서 최선의 변환이란 원영상과 가장 가까운 끝개를 생성하는 변환이다. 한편, 위와 같은 과정에 의해 얻어진 기준영상의 편중계수가 1 보다 작음을 검증할 필요가 있다. 그러나, 최적끝개를 알 수 없으므로 각 기준영상에 대한 편중계수를 알 수 없다. 그래서, 얻어진 기준영상들 중 어느 기준영상의 편중계수가 1 보다 작을지 알 수 없다. 즉, 기준영상들의 일부는 편중계수가 1 보다 작을 것이고 그 나머지는 1 보다 클 것이다. 이러한 애매함이 제안된 방법이 의미 없어짐을 뜻하지는 않는다. 왜냐하면, 제안된 방법은 편중계수의 크고 작음에 관계없이, 모든 선택된 기준영상들에 대한 변환들을 얻고 그 변환들 중 최선의 변환을 찾기 때문이다. 비록 편중계수가 1을 초과하는 기준영상이 변환의 최적화에 기여하지 않고 계산량을 증가시킬지라도, 편중계수가 1 이하인 기준영상들을 빠트리지 않기 위해서는 모든 기준영상들이 제안된 방법에서는 고려된다. 결과적으로 의미 없는 계산을 줄이기 위해서는 기준영상이 $B(x, |x - x_{fwd}|)$ 의 내부에 존재하도록 선택하는데 주의를 기울여야 한다.

3.2 끝개에 의한 방법(1)

본 절에서는 기준영상을 선택하는 다른 방법을 소개한다. 이 방법은 원영상과 끝개들의 가중합으로

기준영상을 얻는 방법이다.

다음과 같은 과정에 의해 기준영상이 선택되고 부호화될 변환이 얻어진다.

(1) 우선, 기존의 풀라쥬 부호화 방식을 이용하여 변환을 얻는다. 이것은 $a=0$ 인 경우로서 $y=x$ 인 경우이다. 이 때, 변환을 w_0 라고 하자. 다시 말해, w_0 는 다음 식에 의해 구해진다.

$$w_0 = \arg \min_w d(x, w_f(x)). \quad (20)$$

$s_0 \approx s_{opt}$ 의 경우, w_0 의 끝개 x_{f_0} 는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$d(x, x_{f_0}) \leq \frac{1+s_{opt}}{1-s_0} d(x, x_{f_{opt}}) \quad (21)$$

여기서 s_0 는 w_0 의 축소계수이다. $d(x, x_{f_0}) \geq d(x, x_{f_{opt}})$ 임에 따라, 기준영상을 $y=x_{f_0}$ 로 두었을 때, $a \geq 1$ 이다. 즉, x_{f_0} 가 기준영상으로 사용되었을 때, 식(18)에서 보듯이 그 최대한계가 느슨해진다.

그래서, $a \geq 1$ 인 문제를 해결하기 위하여 기준영상 y 는 x 와 x_{f_0} 의 가중합으로 설정된다.

$$y = (1-\rho)x + \rho x_{f_0}, \rho \geq 0. \quad (22)$$

정리 1로부터 $x_{f_0} = (1-a)x + ax_{f_{opt}}$ 임에 따라,

$$y = (1-\rho a)x + \rho a x_{f_{opt}} = (1-a^*)x + a^* x_{f_{opt}}, \quad (23)$$

여기서 a^* 와 a 는 각각 y 와 x_{f_0} 의 편중계수이다. 식(23)에서, $a^* = \rho a$ 이다. 여기서 a 는 알려지지 않은 값이지만 ρ 는 조절 가능한 값이다. 그래서 a^* 는 ρ 에 의해 조절될 수 있다. 즉, $0 < \rho \leq a^{-1}$ 일 때, $0 < a^* \leq 1$ 이다. 여기서, a 는 풀라쥬 부호화 방식의 성능에 의해 결정된다. 그 부호화 방식이 최저 부호화 방식에 가까울 때, $a \approx 1$ 이고 $0 < \rho \leq 1$ 이다.

(2) 식(23)로부터 y 를 이용하여 $d(x, w(y))$ 를 최소로 하는 변환을 찾고 그 변환을 w_1 이라고 하자. 식 전개의 일반화를 위해 $y_1 = y$ 이라고 하고 w_1 의 끝개를 x_{f_1} , x_{f_1} 를 x 와 $x_{f_{opt}}$ 로 표현했을 때의 편중계수들 a_i , y_i 의 x 와 $x_{f_{i-1}}$ 에 대한 편중계수들 ρ_i 이라고 하자. 이 때, 새로운 기준영상 y_2 는 다음 식으로 정한다.

$$y_2 = (1-\rho_2)x + \rho_2 x_{f_1} \quad (24)$$

(3) y_2 를 이용하여 $d(x, w(y_2))$ 를 최소로 하는 변환을 찾는다. 이 때, 얻어진 변환을 w_2 이라고 하자. 유사한 과정에 의해 n 번째 기준영상 y_n 은 다음과 같이 주어진다.

$$y_n = (1-\rho_n)x + \rho_n x_{f_{n-1}} \quad (25)$$

여기서 ρ_n 은 y_n 의 x 와 $x_{f_{n-1}}$ 에 대한 편중계수이고 $x_{f_{n-1}}$ 는 w_{n-1} 의 끝개이다. y_n 을 식(25)에 따라 얻고 $d(x, w(y_n))$ 를 최소로 하는 변환 w_n 을 찾는다.

이제 식(25)으로 주어진 y_n 의 x 와 $x_{f_{opt}}$ 에 대한 편중계수에 대해 생각해 보자. 정리 1에 따라, $x_{f_{i-1}}$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$x_{f_{i-1}} = (1-a_{n-1})x + a_{n-1}x_{f_{opt}} \quad (26)$$

여기서 a_{n-1} 은 $x_{f_{n-1}}$ 이 $x_{f_{opt}}$ 에 가까울수록 1에 가까운 값을 가진다. 또한, $d(x, x_{f_{opt}}) \leq d(x, x_{f_{i-1}})$ 이므로 항상 $a_{n-1} \geq 1$ 이다. 식(26)을 식(25)에 대입하면 다음과 같다.

$$y_n = (1-a_n^*)x + a_n^* x_{f_{opt}}, \text{ where } a_n^* = \rho_n a_{n-1} \quad (27)$$

a_n^* 가 0과 1 사이의 값을 가지도록 하기 위해서는 ρ_n 은 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$0 \leq \rho_n \leq a_n^{-1} \quad (28)$$

여기서 a_{n-1} 은 항상 1 이상이므로 ρ_n 은 1보다 클 수 없음을 알 수 있다. 모든 n 에 대하여 식(28)가 성립하는 편중계수 ρ_{common} 은 다음과 같이 주어진다.

$$0 \leq \rho_{common} \leq \min_i a_i^{-1} \quad (29)$$

(4) 위의 과정을 N 번 반복하여 얻은 변환 w_i 와 끝개 x_{f_i} 를 얻는다. 이 때 원영상 x 와 가장 가까운 끝개를 생성하는 변환을 부호화할 변환 w^* 으로 결정한다.

$$w^* = \arg \min_w d(x, x_{f_i}), 0 \leq i \leq N \quad (30)$$

3.3 끝개를 이용한 방법 (2)

이 절에서 소개되는 방식은 끝개를 이용한 방법

(1)의 과정과 거의 흡사하지만 식(25) 대신 다음과 같은 식에 의해 기준영상을 결정하는 방법이다.

$$y_n = (1 - \rho_n)y_{n-1} + \rho_n x_{i_{n-1}} \quad (31)$$

식(26)과 식(31)로부터, y_{n-1} 은 다음과 같다.

$$y_{n-1} = (1 - a_{n-1}^*)x + a_{n-1}^* x_{i_{n-1}} \quad (32)$$

여기서 a_{n-1}^* 은 y_{n-1} 의 편중계수이다. 식(31)와 식(32)으로부터 y_n 은 다음과 같이 주어진다.

$$y_n = (1 - a_n^*)x + a_n^* x_{i_{n-1}}, \text{ where} \\ a_n^* = (1 - \rho_n)a_{n-1}^* + \rho_n a_{n-1} \quad (33)$$

편중계수 a_n^* 은 0과 1사이의 값을 가지기 위해서는 ρ_n 의 범위는 다음과 같이 제한된다.

$$0 \leq \rho_n \leq \frac{1 - a_{n-1}^*}{a_{n-1} - a_{n-1}^*} \quad (34)$$

여기서 항상 $a_{n-1} \geq 1$ 가 성립하므로 ρ_n 은 1보다 될 수 없다. 식(41)을 만족하는 ρ_n 이 존재하기 위한 조건은 단지 $0 < a_{n-1}^* \leq 1$ 이다. 즉, 이것은 이전 기준영상의 편중계수가 1보다 작지만 하면 다음 기준영상에 적용되는 ρ_n 이 존재함을 의미한다. 그리고 ρ_n 이 좀 더 넓은 범위를 가지기 위해서는 $a_{n-1} \approx 1$ 이던 된다. 여기서 ρ_n 이 좀 더 넓은 범위를 가진다는 것은 좁은 범위일 때 보다 설계자에게 의해 쉽게 기준영상이 얻어짐을 의미하고, $a_{n-1} \approx 1$ 는 (n-1)번째의 변환 w_{n-1} 의 끝개 $x_{i_{n-1}}$ 가 $x_{i_{n-1}}$ 에 가까움을 의미한다.

그림 3는 기준영상 선택 과정을 도식적으로 보인 것이다. 우선 필터지 부호화 방법에 의해 변환 w_0 를 얻고 w_0 의 끝개 x_0 를 얻는다. 그 때, 첫번째 기준영상 y_1 을 원영상 x 와 끝개 x_0 의 가중합으로 얻는다. 얻어진 기준영상 y_1 에 대해 원영상과의 거

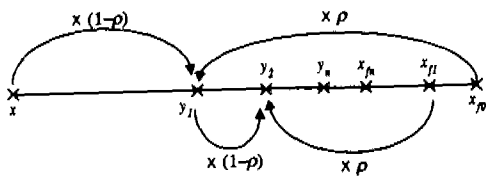


그림 3. 끝개를 이용한 기준영상의 선택

리를 최소화하는 변환 w_1 을 얻는다. 유사한 방법으로 두번째 기준영상 y_2 를 x 와 x_n 의 가중합으로 얻는다. 이러한 과정을 N번 수행함에 따라, N개의 기준영상들과 변환들을 얻고, 최종적으로 식(30)에 의해 부호화될 최선의 변환을 선택하게 된다.

IV. 실험 결과

제안된 방식들의 성능 평가를 위해 간단한 경우(경우1)와 일반적인 경우(경우2)에 대해 나누어 실험하였다. 경우1은 지역방식의 특수한 경우로서 식(6)에 의해 최적 변환을 얻을 수 있다. 우선 경우1에 대해 최적변환이 얻어지고 난 후, 제안된 방식과 기존의 부호화 방식이 성능 평가된다. 불행히도 경우2에 대해서는 최적 변환을 얻을 수 없으므로 제안된 방식은 기존의 방식과 비교하여 성능 평가한다. 그리고 필터링에 의한 방식을 방식1, 끝개를 이용한 방식을 1과 2를 각각 방식2-1, 방식2-2라고 하자.

우선 경우1에 대해 살펴보자. 실험에 사용된 영상은 256x256 Lena와 352x288 Akiyo이다. 정의역 불룩과 지역 불룩의 크기를 각각 16x16, 8x8로 하고 변위항에 8비트를 할당하였고 축소 계수의 범위는 [0.05, 1.0]하였다. 각 방법의 성능을 평가하기 위하여 축소 계수의 양자화 간격은 0.05간격으로 하여 가능한 변환의 수가 충분하도록 하였다. 경우1에 대한 실험 결과가 표1에 보여진다. 최적 부호화 기법에 의한 결과는 Lena에 대해서는 MSE=383.835이고 Akiyo에 대해서는 MSE=130.67이었다. 일반적인 기존의 필터지 부호화 방식에 비해 방식1과 방식2-1, 방식2-2의 성능이 우수함을 관찰할 수 있다. 특히, 방식2-2는 최적의 결과와 흡사함을 관찰할 수 있다. 방식1에서 사용된 필터는 프랙탈 부호화시 사용하는 공간축소자와 같은 2x2의 평균을 취하는 단순한 것을 사용하였다. 방식2-1과 방식2-2에서 N=8이고 사용된 편중계수 ρ 는 실험적으로 결정되었다. $0.3 \leq \rho \leq 0.7$ 일 때, 영상에 관계없이 좋은 결과를 얻었다. 그래서 실험에서 사용된 ρ 는 0.5이다. Akiyo 영상은 영상의 복잡도가 낮기 때문에 기존의 방식과 제안된 방식1과 방식2가 거의 비슷한 성능을 보이지만 제안된 방식이 여전히 최적의 결과와 유사함을 관찰할 수 있다.

이제 경우2에 대해 각 방법의 결과를 살펴보자. 지역 불룩의 크기는 8x8과 16x16의 두 가지에 경우에 대해 실험하였다. 경우1과는 달리 8가지의 서

풀 변환이 적용되었고 치역 블록이 8x8인 경우는 전체 영상의 1/4에 대해 정의역 블록을 찾고, 16x16에 대해서는 전체 영상에 대해 그것을 찾도록 하였다. 정의역 블록을 찾는 간격은 치역 블록의 크기와 같도록 하였다. 축소 계수와 변위 항은 경우1과 같도록 설정하였다. 표2는 방식1과 기존의 방식을 256x256 Lena에 적용한 결과이다. 표2의 마지막 행은 기존의 부호화 방식에 의한 결과이다. 즉, $f_c = 0.5$. 두 번째 열은 원영상과 기준영상 사이의 MSE를 보여준다. 이 기준영상들은 여러 가지 차단 주파수로 필터링한 영상이다. 기존의 방식을 사용하면서 원영상과 기준영상들 사이의 거리를 최소화 하는 변환들을 얻고 그 변환들 중 원영상과 가장 가까운 끝개를 생성하는 변환을 선정한다. 표2에서 8x8 치역 블록에 대해서는 $f_c = 0.25$, 16x16 치역 블록에 대해서는 $f_c = 0.20$ 일 때의 변환을 선택한다.

표3은 Lena 영상과 Akiyo 영상에 적용된 기존의 방식과 제안된 방식2-1과 방식2-2의 결과이다. 제안된 방식 2-2가 기존의 방식에 비해 그 영상들에 대해 약 0.3dB의 화질 개선이 있음을 보인다. 실험 결과들로부터 제안된 방식2-2가 가장 좋은 결과를 가진다. 방식1이 방식2-1과 방식2-2보다 성능이 떨어지는 것은 방식2-1과 방식2-2에서 사용된 기준영상이 끝개의 구조에 가깝기 때문이라고 생각된다.

표 1. 경우1에 대한 각 방법에 의한 MSE

방식	MSE(Lena)	MSE(Akiyo)
최적부호화방식	383.84	130.67
제안된 방식1	396.40	132.00
제안된 방식2-1	389.29	133.02
제안된 방식2-2	385.64	131.60
기존의 방식	405.51	138.43

표 2. 경우2에 대한 방식1과 기존의 방식의 비교 (256x256 Lena image)

f_c	MSE(PSNR) ($x, Fc(x)$)	MSE(PSNR): 8x8 block	MSE(PSNR): 16x16 block
0.15	138.70(26.71)	180.75(25.56)	353.25(22.65)
0.20	108.41(27.78)	172.22(25.77)	350.00(22.69)
0.25	70.00(29.68)	167.53(25.89)	350.82(22.68)
0.30	38.64(32.26)	168.30(25.87)	360.65(22.56)
0.35	38.38(32.29)	177.04(25.65)	367.35(22.48)
0.50	0.00 (inf)	169.86(25.83)	361.48(22.55)

V. 결론

본 논문은 기준영상을 이용함으로써 좀 더 우수한 변환을 얻는 프랙탈 부호화 방식을 제안하였고 구현을 위한 세가지 알고리즘을 제시하였다. 제안된 방식은 편중계수가 1 이하인 한, 최대한계가 일정하다는 것에 기초하였다. 기존의 방식과는 달리, 우선 최적 변환의 유력한 후보들을 얻고 그 후보들 중 가장 우수한 변환을 선택하는 방식이다. 그 후보들은 원영상과 기준영상 사이의 거리를 최소화 하는 변환들이다. 기존의 방식은 제안된 방식의 포함한다고 볼 수 있다. 즉, 기존의 방식은 기준영상이 하나만 존재하고 또한 기준영상을 원영상으로 하는 제안된 방식이다.

단순한 경우와 일반적인 경우에 대해 제안된 방식의 성능이 평가되었고 결과적으로 제안된 방식2-1과 방식2-2가 단순한 경우에 대해 최적의 결과와 매우 가까운 결과를 보였고 일반적인 경우에 대해서는 기존의 방식에 비해 약 0.3dB의 이득을 얻었다.

한편, 제안된 방식은 계산량이 있어서 사용되는 기준영상의 개수에 정비례하는 단점을 가진다. 그래서, 이러한 계산량 문제를 풀기 위해서는 기준영상의 선택에 있어서 좀 더 신중을 기할 필요가 있다. 더우기, x_{opt} 를 알 수 없으므로 기준영상의 편중계수가 추정될 수 없다. 편중계수가 1 이하인 조건을 만족하기 위해서는, 기준영상이 원영상에 가깝도록 선택될 필요가 있다. 사실, 선택된 기준영상들 중의 일부는 1 이하의 편중계수를 가지지만 그 나머지는 1 이상의 편중계수를 가진 것이다. 그러나, 그 편중계수가 적당히 추정될 수 있다면, 1 이상의 편중계수를 가지는 기준영상들을 기준영상에서 제외함으로써 계산량의 증가를 최소화할 수 있다. 계산량의 감소 뿐만 아니라 부호화 효율이 기준영상에 의해 영향을 받으므로 보다 좋은 기준영상을 선택하는데 노력을 기울여야 한다. 따라서, 편중계수의 적절한 추정을 통한 효과적인 기준영상의 선택에 대한 연구가 진행 중에 있다.

참고 문헌

- [1] M. Barnsley, *Fractals Everywhere*, Academic Press, San diego, 1988.
- [2] A. E. Jacquin, "Fractal Image coding: A Review," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 81,

No. 10, Oct. 1993.

- [3] Y. Fisher, Ed., Fractal Image Compression: Theory and Application. *New York: Springer-Verlag*, 1995.
- [4] G. E. øien, S. Leps(y and T. A. Ramstad, "L2-optimal Attractor Image Coding With Fast decoder Convergence," Ph. D. Dissertation, *The Norwegian Institute of Technology*.
- [5] G. Caso, P. Obrador and C.-C. Jay Kuo, "Fast Methods For Fractal Image Encoding," *Proceedings of VCIP'1995*, SPIE Vol. 2501, part 1, 1995.
- [6] M. Kawamata, M. Nagahisa and T. Higuchi, "Multi-Resolution Tree Search For Iterated Transformation Theory-Based Coding," *Proceedings of ICIP'94*, Vol. 3, pp. 137-141, 1994.
- [7] G. Gaso and C.-C. Jay Kuo, "New Results For Fractal/Wavelet Image Compression," *Proceedings of VICP'96*, SPIE Vol. 2727, part 2, 1996.
- [8] O. C. Au, M. L. Liou and L. K. Ma, "Fast Fractal Encoding In Frequency Domain," *Proceedings of ICIP'97*, Vol. 2, pp. 298-301, 1997.
- [9] D. M. Monro and F. Dudbridge, "Fractal Approximation Of Image Blocks," *Proceedings of ICASSP'92*, Vol. 3, pp. 485-488, 1992.
- [10] H. Li, M. Novak and R. Forchheimer, "Fractal-Based Image Sequence Compression Scheme," *Optical Engineering*, Vol. 32, No. 5, pp. 1588-1595, 1993.
- [11] S. Lepsoy, G. E. øien and T. A. Ramstad, "Attractor Image Compression With A Fast Non-Iterative Decoding Algorithm," *Proceedings of ICASSP'93*, Vol. 5, pp. 337-340, 1993.
- [12] H. S. Kang and S. D. Kim "Fractal Decoding Algorithm For Fast Convergence," *Optical Engineering*, Vol. 35, No. 11, Nov. 1996.
- [13] H. Honda, M. Haseyama, H. Kitajima and S. Matsumoto, "Extension Of The Collage Theorem," *Proceedings of ICIP'97*, Vol. 2, pp. 306-309, 1997.
- [14] M. Harada, T. Fujii, T. Kimoto and M. Tanimoto, "Fractal Image Coding Based On

Replaced Domain Pools," *Proceedings of VCIP'98*, SPIE Vol. 3309, part 2, pp. 1042-1049, 1998.

김 현 수(Hyun-Soo Kang)

정회원



1991년 2월 : 경북대학교 전자
공학과 졸업
1994년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 석사
1999년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 박사
1999년 3월~현재 : 현대전자산
업(주) 선임연구원

<주관심 분야> 신호처리, 영상 및 멀티미디어 통신

김 성 대(Seong Dae Kim)

정회원



1977년 : 서울대학교 전자
공학과 졸업
1979년 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 석사
1983년 : 프랑스 INPT
ENSEEIHТ 박사
1984년~현재 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 교수

<주관심 분야> 영상처리, 영상통신, 컴퓨터 비전, VLSI구현 등

최 재 각(Jae Gark Choi)

정회원



1984년 2월 : 경북대학교 전자
공학과 졸업
1987년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 석사
1997년 8월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 박사
1987년 2월~1998년 2월 : 한국
전자통신연구원
선임연구원

1998년 3월~현재 : 경일대학교 제어계측공학과 전임
강사

<주관심 분야> 영상 및 멀티미디어 통신