

고속 프랙탈 영상압축을 위한 신경회로망 기반 블록분류기

A Neural Network based Block Classifier for High Speed Fractal Image Compression

이용순 · 한현수

Yong Sun Lee and Hern-Soo Hahn

숭실대학교 공과대학 정보통신 전자공학부

요 약

프랙탈을 이용한 영상 압축기법들은 높은 압축률과 빠른 복호화 시간의 장점을 가지나 부호화과정에서 최적의 유사 변환점을 얻기 위해 장시간을 소모하는 단점으로 인해 응용에 많은 제한을 받는다. 본 논문에서는 부호화에 소요되는 시간을 줄이기 위해 신경회로망을 이용한 고속블록분류기를 제안한다. 제안된 방법은 정의역에서 블록에 대한 탐색 시간을 줄이기 위하여 각 정의역을 화소의 분포 형태에 따라 신경망을 이용하여 4가지의 부류로 구분하고 각 치역 블록과 비교할 때 해당 치역 블록의 부류를 판단하여 전체에 대해서 탐색을 행하지 않고 해당하는 부류에 대해서만 탐색하는 방법을 사용한다. 또한 블록의 크기를 가변적으로 할당하여 화소의 분포형태에 따라 고르게 분포되어 있는 경우에는 블록의 크기를 크게 할당하고 복잡한 형태의 블록에 대해서는 블록의 크기를 작게 할당하는 방법을 사용한다. 다양한 특성을 갖는 영상들에 대한 실험결과는 허용 가능한 수준의 화질인 PSNR 30 dB정도의 화질을 유지하면서 기존의 방법들에 비해 압축속도가 평균 40%가량 개선됨을 보였다.

ABSTRACT

Fractal theory has many strengths such as high compression rate and fast decoding time in application to image compression, but it suffers from long comparison time necessary for finding an optimally similar domain block in the encoding stage. This paper proposes a neural network based block classifier which enhances the encoding time significantly by classifying domain blocks into 4 patterns and searching only those blocks having the same pattern with the range block to be encoded. Size of a block is differently determined depending on the image complexity of the block. The proposed algorithm has been tested with three different images having various features. The experimental results have shown that the proposed algorithm enhances the compression time by 40% on average compared to the conventional fractal encoding algorithms, while maintaining allowable image quality of PSNR 30 dB.

1. 서 론

인터넷을 통한 멀티미디어 정보의 통신이 보편화되면서 영상정보의 저장용량 및 전송속도를 줄여야 할 필요성이 절실해지게 되었다. 전송속도를 개선하는 방법은 전송 채널을 고속화하는 방법과 전송해야 할 영상정보의 크기를 최소화하는 방법이 사용되고 있다. 이들 중에서 채널의 개선을 통한 방법에는 물리적인 한계가 따르고 비용도 그만큼 커지는 부담이 있으나 영상정보를 압축을 통하여 줄이는 방법은 상대적으로 비용이 적어 부담을 줄일 수 있는 장점이 있다.

저장용량을 최소화하고 또한 전송속도를 줄이기 위해 사용하는 영상압축 기술 중에서 최근 가장 큰 관심을 끄는 것 중의 하나가 프랙탈(fractal) 이론을 이용하는 것이다. 프랙탈을 이용한 영상 압축기술은 공간적 중복성을 제거함으로써 영상을 압축하는 방법으

로 높은 압축율을 얻을 수 있으며 부호화(coding) 시에 화소정보가 저장되는 것이 아니라 수학적인 수식의 형태로 저장되므로 확대율을 높이더라도 이미지의 왜곡이 적고, 복호화(decoding) 시간이 다른 압축기법에 비해 매우 빠르기 때문에 TV방송, VOD, VTR, CD 등의 저장매체에 효율적으로 적용되고 있다. 그러나 프랙탈을 이용한 대부분의 부호화 기법들은 최적의 유사 변환점을 얻기 위해서 방대한 비교 연산이 필요하므로 장시간의 부호화 시간이 요구되는 문제점이 있다. 따라서 그에 맞는 성능의 특별한 알고리즘의 개발이 필요하다.

프랙탈 이론을 응용한 영상압축 기술에 관한 연구는 1970년대에 Michael Bansley[1]가 풀라쥬 기법을 적용하여 높은 압축율을 얻음으로써 활발해지기 시작했다. 당시는 수동적인 방법으로 인하여 부호화에 장시간을 소모하였으나 1992년 Jacquan[2]이 디지털 영

상에 대해 컴퓨터를 이용한 압축 알고리즘을 제시한 이후 Fisher, Morno, Oien 등이 부호화 시간을 줄이기 위한 연구를 진행해 오고 있다. 일반적으로 압축 알고리즘들은 압축율과 압축시간 그리고 복원된 영상의 화질 등을 통해서 그 성능이 평가되기 때문에 프랙탈을 이용한 영상 압축 연구의 방향 또한 압축시간을 향상시키는 측면과 영상의 화질을 개선시키는 측면으로 나뉘어서 연구되고 있다.

압축시간을 단축시키기 위한 연구로는 Kohonen neural network을 이용하여 자기군집화(Self-Clustering) 하는 방법[3], Fuzzy 블록분류기를 이용하여 블록을 분류하는 방법[4], Genetic Algorithm을 이용한 최적의 유사블록을 검색하는 방법[5] 등의 인공지능 기법에 의한 방법들이 있으며, 압축, 복원된 영상의 화질을 개선시키기 위한 연구로는 검색 영역을 wavelet, 주파수 영역으로 치환하여 블록 검색을 수행[6]하거나 블록의 분할하는 형태 QuadTree 분할방법[7], 삼각분할방법[8], H-V기반의 분할방법[9], 마름모꼴 분할방법[10], 영역기반의 분할방법[11] 등이 있다. 압축시간을 개선시키기 위한 방법들은 주로 최적의 유사한 종류의 블록들을 하나의 집단으로 군집화하는 블록분류기를 설계하여 검색영역을 줄이는 방향으로 연구가 진행되어왔으며, 인공지능 기법을 이용한 블록분류기 중 fuzzy 블록분류기를 이용한 방법에서는 유전자 알고리즘을 이용한 fuzzy 블록분류기를 설계하여 최적의 블록을 분류하여 탐색시간을 단축시키는 방법으로서 분류기를 사용하지 않았을 경우와 비교하여 비슷한 화질을 유지하면서도 탐색시간을 단축시키는 효율적인 방법이지만 압축률을 높이면 화질열화가 심하다는 단점을 가지고 있다. Kohonen neural network을 이용한 방법은 정의역 블록과 치역 블록을 DCT변환하여 주파수 영역으로 변환한 후 Komet network의 self clustering특성을 이용해 블록을 분류하는 방법으로 분류기를 사용하지 않았을 경우와 비교하여 비슷한 화질을 유지하면서도 탐색시간을 10~80%이상 단축시키는 장점을 가지고 있지만 화상의 종류에 따라서 코딩시간의 편차가 커서 실시간 응용프로그램에는 적용하기 어려운 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 프랙탈 압축기법에서 일정한 수준의 화질을 유지하면서 압축속도를 향상시키기 위해 블록의 크기를 가변으로 정하는 신경회로망 기반의 압축 기법을 제안한다. 프랙탈 영상 부호화 기법의 핵심은 영상에서 자기 자신을 닮은 구조(self-similarity)를 데이터 압축을 위해 이용하는 것이다. 즉 영상을 영상 내에 존재하는 특별한 형태의 중복으로 해석하는 방법으로 압축과정의 대부분의 시간이 영상의 유사성을

검증하는데 소요된다. 제안된 방법은 정의역에서 블록에 대한 탐색 시간을 줄이기 위하여 각 정의역을 화소의 분포형태에 따라 신경망을 이용하여 4가지의 부류로 구분하고 각 치역 블록과 비교할 때 해당 치역 블록의 부류를 판단하여 전체에 대해서 탐색을 행하지 않고 해당하는 부류에 대해서만 탐색하는 방법을 사용하여 계산 시간을 단축시킨다. 또한 블록의 크기를 가변적으로 할당하여 화소의 분포형태에 따라 고르게 분포되어 있는 경우에는 블록의 크기를 크게 할당하고 복잡한 형태의 블록에 대해서는 블록의 크기를 작게 할당하는 방법을 사용한다. 이렇게 함으로써 실제 압축 시에는 빠른 속도의 압축이 가능하며 허용 가능한 수준의 화질인 PSNR 30 dB정도의 화질 유지가 가능해진다.

2. 기존의 블록분류기반 프랙탈 영상 부호화 기법에 대한 고찰

프랙탈 이론을 이용한 영상 부호화 기법들은 최적의 유사 변환점을 얻기 위해 방대한 비교 연산이 필요하여 장시간이 소요되는 문제점이 있다. 이러한 문제는 블록특성에 적합한 블록 분류기를 이용하여 비교해야할 블록을 미리 선별함으로써 해결하고 있다.

압축하려는 영상의 크기를 $M \times M$, 치역(range)블록의 크기를 $R \times R$, 정의역(domain) 블록의 크기를 $D \times D(2R \times 2R)$ 로 정하면 영상에서 치역 블록의 수 N_R 과 정의역 블록의 수 N_D 는 각각 다음과 같다.

$$N_R = \left(\frac{M}{R}\right)^2, \quad N_D = \left(\frac{M}{D}\right)^2 \quad (1)$$

치역의 각 블록에 최적으로 대응하는 블록을 찾기 위해서 정의역의 모든 블록 N_D 개에 비교가 이루어지므로 전체 비교 횟수를 N_C 로 정의하면 다음의 식(2)와 같다.

$$N_C = N_R \times N_D = 8 \left(\frac{M \times M}{RD}\right)^2 \quad (2)$$

여기서 8은 shuffling 변환에 대한 값이고 각 비교에서 연산량은 블록의 크기에 비례한다. 일반적으로 $D = 2R$ 로 택하므로 프랙탈 영상 부호화기의 계산량은 식(3)과 같이 간략화될 수 있다.

$$N_C \approx 8 \frac{M^4}{R^2 D^2} = 4 \frac{M^4}{R^4} \quad (3)$$

결국 부호화기의 계산량은 영상 크기의 4승에 비례하고, 치역 블록크기의 크기의 4승에 반비례하여 증가

함을 알 수 있다. 프랙탈 부호화기의 계산량에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 영상의 크기이다. 따라서 부호화 시간을 줄이기 위해서는 영상 자체의 크기가 작아야 유리하다. 이를 위해서 영상을 분할하여 부호화하는 것이 타당하다. 그러나 영상의 크기가 너무 줄어들게 되면 정의역의 개수가 줄어들어 화질의 열화를 초래한다.

정의역 풀의 크기는 영상 자체의 크기에 비해하겠지만 효과적으로 정의역 풀을 만들기 위해서는 분류기가 필수적이다. 만일 입력 영상이 k 개로 분류된다면 $N_D = \sum_{m=1}^k N_{Dm}$ 이 되고, 각 부류별 정의역 풀의 크기가 동일하다면 부호화 과정에서 정합 하여야 할 개수는 $1/k$ 개로 줄어들게 된다. 그러므로 정교한 분류기에 의하여 세밀하게 분류된다면 각 부류별 정의역 풀의 크기는 상당히 줄어들 수가 있으며, 상대적으로 작아진 정의역 풀에서 쓰이지 않는 블록에 대한 정합하는 수는 분류된 종류와 작아진 정의역 풀 크기 만큼 줄어들게 되며 부호화 시간을 줄이는 결과를 낳게 된다. 그러므로 프랙탈 영상 부호화에 알맞은 분류기의 선택은 중요한 요소이다.

이러한 특성을 갖는 프랙탈 압축기법의 초기 모델로 인정되는 Barnsely의 블록 분류기[14]는 고정된 크기로 정의역 블록과 치역블록을 이용하기 때문에 같은 영상에서 비슷한 형태를 찾기 어려울 경우에는 복원영상에서 왜곡이 생기게 된다. 그리고 모든 정의역에 대해서 탐색을 행하기 때문에 계산량이 많아져서 부호화 시간이 오래 걸린다. Fisher가 제안한 프랙탈 부호화기[1]는 치역 블록을 더욱 작게 분할하기 때문에 비교적 좋은 화질을 가진다는 장점이 있지만 계산량은 고주파 성분이 많은 영상을 부호화할 때에는 Barnsely의 부호화기에서보다 치역블록의 분할이 더 많아지게 되어 계산량이 더욱 증가하게 된다.

그 후 Jacquín은 평탄영역, 중간영역, 에지영역의 세 부류의 그룹으로 영역을 분할하는 방법[2]을 제안하였다. 먼저 원영상을 중첩되지 않는 치역 블록으로 분할한 후 각 블록의 복잡도에 따라 단순한 평탄 블록과 복잡한 중간범위 및 에지 블록으로 분류한다. 평탄 블록은 화소값의 변화가 거의 없는 영역이므로 정의역 블록의 탐색없이 단순히 치역블록의 평균값으로 계조도의 균일화를 수행한다. 중간 블록은 일반적인 프랙탈 영상 부호화의 전형적인 방법으로 치역 블록을 massic 변환으로 부호화한다. 즉, 정의역 블록을 공간 영역에서 축소 변환을 수행한 후에 치역 블록과의 변화 영역을 맞추기 위해 계조도값을 조정한다. 그리고 두 블록의 전체적인 밝기를 맞추기 위해 밝기값을 구한다. 에지 블록의 경우에는 massic 변환 외에

4가지의 회전과 4가지 반사로 이루어진 shuffling 변환을 추가 수행한다. 이 방법은 이후 블록을 분류하는 기법의 모델이 되었으나 단순한 분산값에 의해 블록을 분류하였기 때문에 블록의 모양에 따른 분류가 되지 않아 최적의 블록을 분류하지는 못하였다.

3. 신경회로망을 이용한 고속블록탐색 알고리즘

본 논문에서는 앞절에서 설명한 바와 같이 기존의 블록 분류기가 가지는 문제점들을 해결하여 프랙탈 부호화기가 비교해야 할 블록의 수를 최소화하기 위해 블록의 특성에 따라 블록의 크기를 가변적으로 결정하는 신경망을 이용한 블록분류 기법을 제안한다.

3.1 블록분류 알고리즘

먼저 부호화할 원 영상의 한번의 크기를 M 이라고 할 때 크기가 R 인 블록들로 겹치지 않게 P 개로 분할하고 이들을 치역(range) 블록이라 한다. 또한, 영상의 크기가 $D_i > R$ 인 Q 개의 겹칠 수 있는 블록들로 분할하고 이들을 정의역(domain) 블록이라 한다. 정의역 블록의 크기가 치역 블록 크기보다 큰 이유는 정의역 블록이 치역 블록으로 사상될 때 수축사상(contractive mapping)될 수 있어야 하기 때문이다. 보통은 그림 1과 같이 치역 블록의 네배 즉, 가로 두 배, 세로 두 배의 크기를 취하여 공간 영역상의 축소를 1/4이 되도록 한다.

분할된 각 치역 블록에 대해 가장 작은 근사화 오차를 갖는 정의역 블록을 찾기 위해 여러 변환을 통해 부호화 되고 있다.

(1) 블록의 분류

제안하는 알고리즘은 블록의 크기를 가변적으로 할당하여 화소의 변화가 적은 블록에 대해서는 블록의 크기를 크게 하여 속도를 향상시키고 화소의 변화가

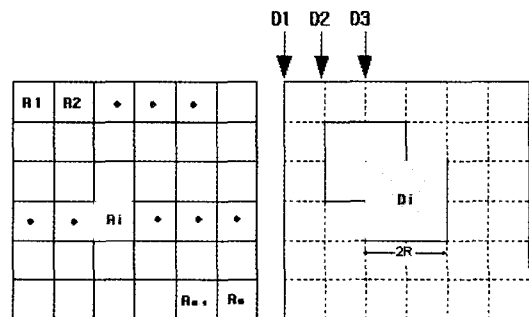


그림 1. 정의역 블록과 치역 블록의 분할

심한 블록에 대해서는 크기를 작게 하여 화질을 향상시키는 3단계 블록분류방법을 적용하였다. 그림 2(a)

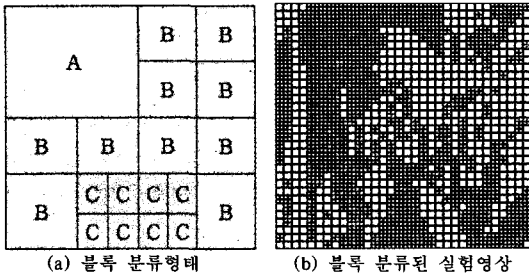


그림 2. 가변블록 분류알고리즘의 개념도

표 1. 블록크기와 성능과의 관계

블록크기 (N×N)	압축시간 (sec)	압축율 (bpp)	복원화질 (PSNR)
4×4	26	4.0	29.7
8×8	15	2.0	24.3
16×16	6	1.0	19.5

에서 A영역은 16×16크기의 이미지 블록을 입력으로 하였을 경우 신경망 블록분류기에서 평탄영역으로 판정된 경우이며 B영역은 8×8 크기의 이미지 블록을 입력으로 하였을 경우 신경망 블록분류기에서 평탄부로 판정된 경우이다. C영역은 4×4블록으로서 신경망 블록분류기에 의해서 평탄영역, 중간영역, 수직/수평영역, 윤곽선 영역 중 하나로 판단되게 된다. 결국 최종적으로 분류되는 블록의 부류는 16×16크기의 평탄영역, 8×8크기의 평탄영역, 4×4크기의 평탄영역, 중간영역, 수직/수평 영역, 에지영역의 6개의 부류로 분류된다.

분할하는 블록의 크기가 커지면 블록의 처리대상이 되는 블록의 수가 감소 하므로 표 1에서 정리한바와 같이, 압축시간은 단축되고 매 블록마다 코드가 할당되기 때문에 압축률도 높아지게 된다. 그러나 블록의 크기가 커짐에 따라 복원영상의 화질의 열화는 심해져서 화질을 저하시킴을 보여주고 있다. 따라서 화질과 압축시간을 함께 고려하기 위하여 밝기값의 변화가 심한 에지영역에서는 블록의 크기를 작게 세분화하여 화질의 향상을 도모하였고 밝기값의 변화가 거

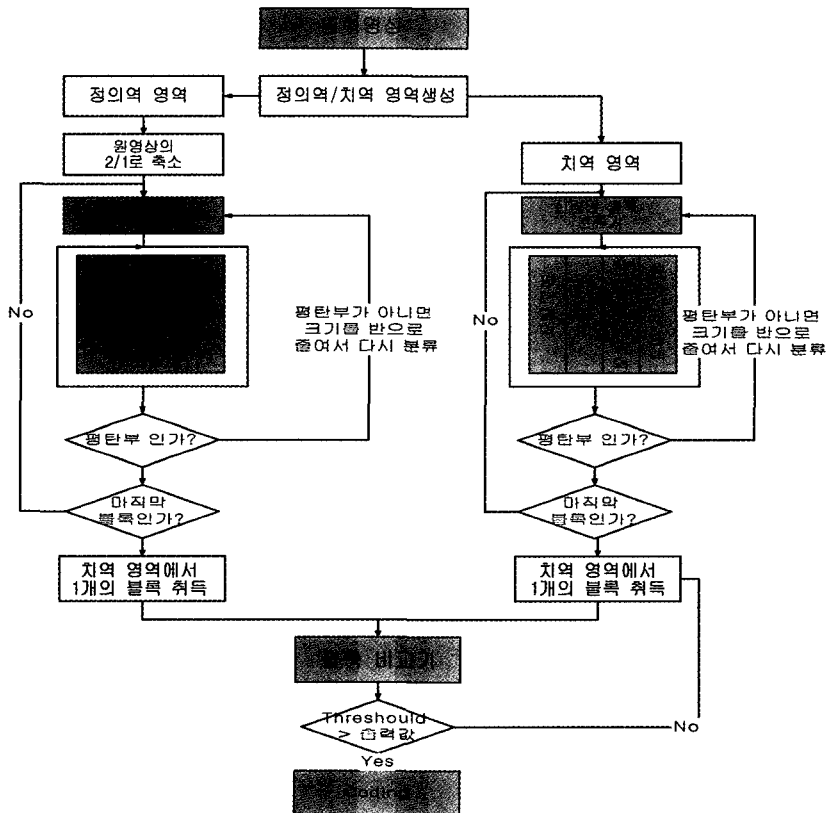


그림 3. 신경회로망을 이용한 블록분류기의 구성도

의 없는 평탄영역에서는 블록의 크기를 크게 하여 압축시간을 단축하도록 가변 블록 분류기를 사용하였다. 그림 2(b)의 영상은 신경회로망이 판정한 영역의 특성에 따라 블록의 크기를 4×4, 8×8, 16×16로 가변적으로 할당하여 부호화한 결과 영상을 보여주고 있다. 이 경우의 압축시간, 압축률, 복원화질은 각각 15초, 2.33 bpp, 30.02 dB로 압축시간과 압축률은 8×8 블록으로 분할한 경우와 비슷한 성능을 가지면서 복원화질은 4×4블록으로 분할한 경우와 비슷한 결과를 보여준다. 가변적으로 블록분할을 할 경우 최소블록크기로 블록분할한 경우와 같은 화질을 유지하면서 40% 정도 압축시간을 단축시키는 결과를 가져왔다.

(2) 블록 분류기의 구성

다음의 그림 3은 본 논문에서 제안한 프랙탈 부호화기의 블록도를 보여준다. 블록부호화기는 다음의 과정에 따라 진행된다.

1단계 : 해당하는 입력영상을 정의역과 치역으로 구분하여 정의역은 블록의 크기를 32×32로 중첩을 허용하며, 치역은 16×16 크기의 블록들이 중첩되지 않도록 분할한다.

2단계 : 정의역 블록은 수축사상의 특성을 만족하기 위해 2배 크게 설정하였기 때문에 블록의 비교를 위하여 4픽셀의 평균값을 취하여 1개의 픽셀정보로 치환하는 방식으로 축소한다.

3단계 : 정의역과 치역블록에 대해 제안된 신경망 블록 분류기를 이용하여 테스트하여 평탄영역이 아닌 경우는 계속해서 크기를 반으로 줄여나가면서 최소블록사이즈인 4×4크기의 블록이 될 때까지 반복 수행한다.

4단계 : 블록의 분류가 끝나면 치역 블록에서 한블록씩 읽어서 클래스를 판별하여 정의역 블록내에서 해당 클래스에서 비교작업을 수행한다.

5단계 : 정의역 블록과 치역블록의 RMSE값이 허용치 안에 들면 그때의 프랙탈 계수값 및 블록의 위치정보를 출력파일에 저장하고 ④~⑤의 과정을 반복한다.

이와 같은 과정을 통해 평탄부는 크기가 16×16인 블록으로 남게되며 그외의 영역들은 최소단위의 4×4블록으로 분류된 영상을 얻을 수 있다.

3.2 신경회로망

본 논문에서 제안하는 프랙탈 영상압축기법은 블록의 특징에 따라 4개의 패턴으로 분류하는 작업을 통해 압축의 속도를 개선하는 것이므로 알고리즘의 구현에 있어서 패턴의 신속한 분류를 위한 시스템의 구성은 매우 중요한 부분이다. 하지만 동일한 패턴에 속

하는 블록영상도 매우 다양한 형태를 가지게 되므로 이들을 일일이 기억하여 정합하는 방법은 매우 비효율적이다. 따라서 다양한 영상을 동일한 패턴으로 학습하고 이를 기반으로 판정이 가능한 신경회로망을 이용하여 블록분류기를 구현한다.

본 논문에서는 3계층으로 구성된 신경망 구조를 사용하였다. 제안된 블록분류방법은 그림 4와 같이 블록의 모양을 인간의 시각에 의해 분류가 가능한 4가지 형태의 블록으로 구분하고 구분된 유형별로 입력된 영상을 구분가능한 가장 큰 영역으로 분류하고 있다. 패턴은 실험영상을 이용한 통계적 특성에 의거하여 전체영역의 60~70%를 점유하고 있는 평탄 영역을 밝기값의 변화도에 따라 변화가 적은 평탄영역과 중간영역으로 분류하였으며 에지(Edge)영역을 수직/수평영역과 대각선 영역으로 분류하여 총 4개로 분류된다. 패턴분류처리에 있어서 모델 블록의 제한성 때문에 입력 패턴의 위치, 크기, 회전에 대한 불변특성과 잡음에 대한 오류허용(Fault Tolerance) 기능이 요구되는데 신경회로망의 대표적인 학습방법인 헤비안 학습(Hebbian Learning)방법[13]을 사용함으로써 이러한 문제를 해결하였다. 즉, 모델블록을 학습하여 실제 영

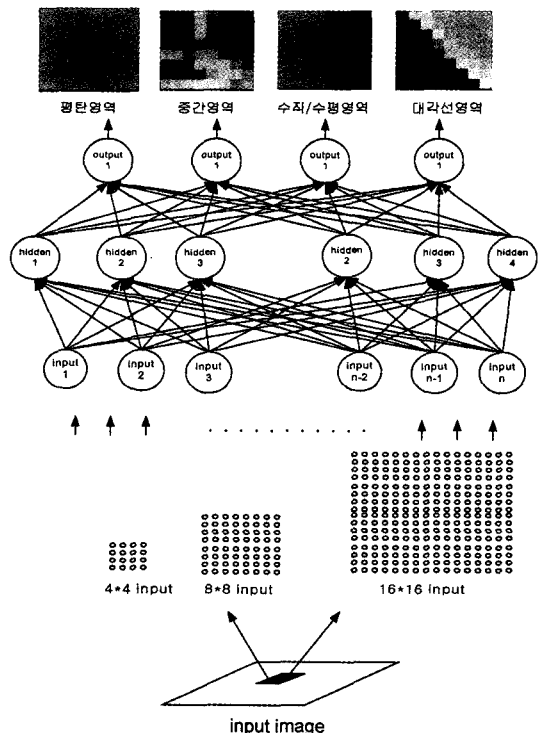


그림 4. 신경회로망을 이용한 블록분류기의 구성

상압축시 정의역 블록과 치역블록간의 유사블록 탐색 과정에서의 대칭변환 및 회전변환 과정을 제거함으로써 탐색시간을 단축하였다.

신경회로망의 입력노드는 그림 4에서처럼 각 그룹의 모델 블록을 설정하여 노드를 4×4 크기의 블록인 경우 16개로 하고, 8×8 크기의 블록인 경우는 64개, 16×16 크기의 블록인 경우는 256개로 하여 한 픽셀이 하나의 입력노드에 대응한다. 은닉노드는 압축시간대비 화질을 고려하여 20개로 설정하였다. 은닉노드의 수를 증가시키면 계산시간이 증가하면서 어느 정도의 화질개선을 기대할 수 있다. 그러나 실험한 결과를 보면, 은닉노드수가 10개 증가하면 2초정도의 계산시간이 증가하는 대신 0.05 db 정도의 화질개선이 있는 수준이므로 시간의 증가에 따른 화질의 개선효과는 극히 미미하며 오히려 블록을 나누는 방법이 은닉노드의 수보다 훨씬 중요한 것을 확인할 수 있었다. 출력노드는 각 패턴별로 하나씩 4개로 구성되며 최종적으로 출력값이 최대인 노드에 대응하는 패턴으로 분류한다. 정규화된 출력값의 최대값과 두 번째 큰 값의 차이가 0.1이하인 경우는 전체 판정의 2%미만이고 0.3이하인 경우도 5%를 넘지 않는다. 이러한 경우의 대부분이 평탄영역과 중간영역 사이에서의 발생하여 이를 해결하기 위해서는 분류를 5종류로 할 수도 있다. 그러나 블록비교에 필요한 추가적인 시간 소모에 비해 별다른 이득이 없고 두 영역간의 오분류로 인한 화질의 손상도 크지 않으므로 4개의 출력가운데 최대값을 사용하는 것이 적절하다.

4. 실험 및 고찰

본 논문에서는 제안한 개선된 프랙탈 부호화 방법의 성능은 실험을 통해 평가되었다. 알고리즘은 그림 3의 블록도와 같은 구조를 갖도록 Visual C++언어를

이용하여 Pentium II PC에 구현하였다. 평가에 사용된 항목으로는 부호화 시간과 압축률, 그리고 복호화 과정에서 복원된 영상의 화질(PSNR)을 이용하였다.

개발된 알고리즘은 그림 5에 주어진, 일반적으로 많이 사용되는 256×256 해상도의 Lena, Collie, San Francisco의 세가지 영상에 대해 적용하였다. Lena 영상은 저주파 성분과 고주파 성분이 적절히 조화를 이루는 표준영상이고 Collie 영상은 고주파 성분이 많이 포함된 세밀한 영상이며, San Francisco 영상은 저주파 성분이 많은 영상으로 다양한 평가가 가능하다.

제안된 알고리즘을 위의 3종류의 영상에 적용하여 얻은 결과는 Barnsely가 제안한 프랙탈 압축기와 Jacquin이 제안한 분산값에 의해 블록을 분류한 압축기를 동일한 환경에서 구현하여 적용하여 얻은 결과와 비교함으로써 성능을 비교 분석하였다. 그림 6에서는 분산값을 이용한 방법과 신경망을 이용한 방법의 블록분류 형태를 보여주고 있다. 블록의 형상학적인 정보를 고려하지 않고 단순한 분산값의 정보로만 블록을 분류했을 경우 보다 신경망을 이용했을 경우 가 더 정교한 블록분류를 행하고 있음을 알 수 있으며 그림 7에 보여지는 복원된 영상의 화질은 PSNR을 이용하여 비교하였으며 이는 다음의 식들에 의해 정의된다.

$$MSE = \frac{1}{M^2N} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I_1[i,j] - I_2[i,j])^2} \quad (4)$$

$$PSNR = 10 \log \frac{(255)^2}{MSE} \text{ [dB]} \quad (5)$$

프랙탈 영상 부호화기의 계산량에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 각 치역 블록에 대한 최적의 정의역 블록을 찾기 위한 탐색 시간이므로 본 논문에서는 복

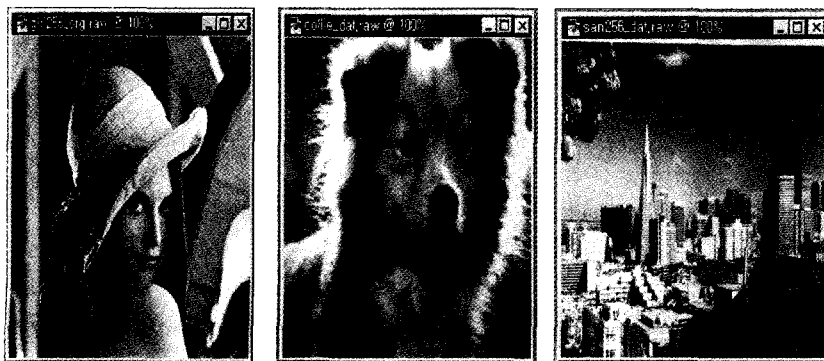
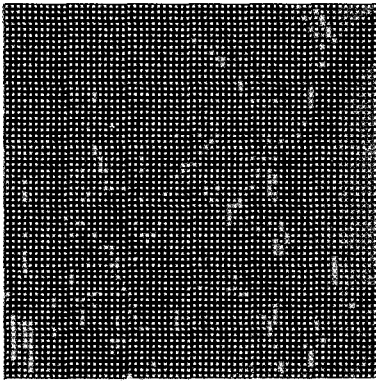
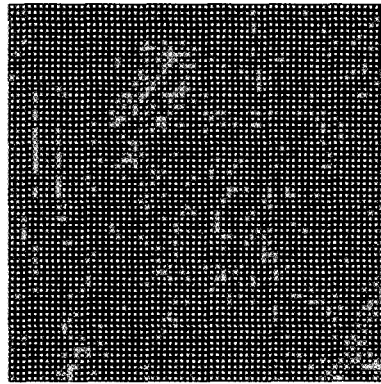


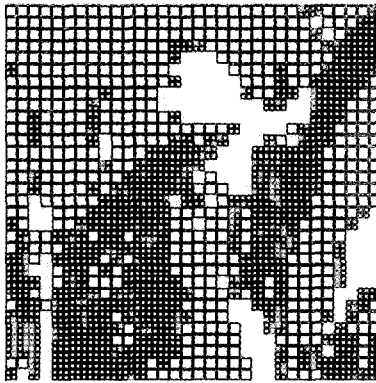
그림 5. 실험에 사용된 3 종류의 영상



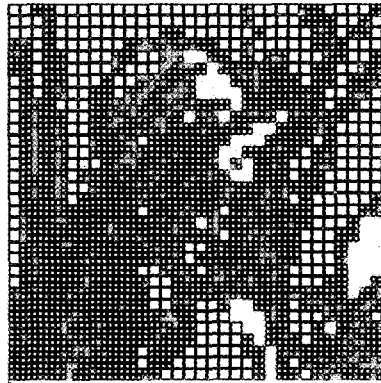
(a) 분산값에 의한 고정크기 분류



(b) 신경망에 의한 고정크기 분류



(c) 분산값에 의한 가변블록 분류



(d) 신경망에 의한 가변블록 분류

그림 6. 분류방법에 따른 블록분류형태



(a) 1회 반복



(b) 2회 반복



(c) 3회 반복



(d) 4회 반복



(e) 5회 반복



(f) 65회 반복

그림 7. 복원된 영상의 변화

표 2. 실험결과의 비교표

사용된 영상	압축방법	압축시간 (sec)	압축률 (bpp)	복원화질 (PSNR [dB])	
Lena	Barnsely	2040	4.0	32.09	
	분산값	고정분할	28	4.0	29.28
		가변분할	18	2.23	28.74
	제안방법	고정분할	25	4.0	29.29
		가변분할	15	2.33	30.02
	San Francisco	Barnsely	1860	4.0	30.15
분산값		고정분할	24	4.0	27.48
		가변분할	16	2.12	26.53
제안방법		고정분할	22	4.0	29.22
		가변분할	14.2	2.32	28.33
Collie		Barnsely	2100	4.0	33.11
	분산값	고정분할	43	4.0	31.77
		가변분할	16	2.59	30.66
	제안방법	고정분할	18	4.0	32.30
		가변분할	13.2	2.34	31.30

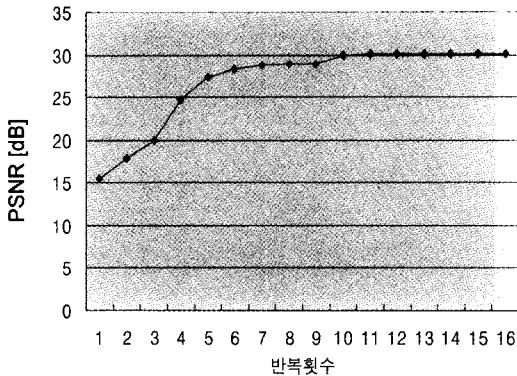


그림 8. 복원영상의 수렴추이

원 영상의 화질을 충분히 유지하면서도 부호화 속도는 향상시키기는 방향으로 탐색기법을 제안하였다. 제안된 블록분류기를 사용한 경우 표 2에 정리된 바와 같이 단순한 분산값에 따라 분류한 Jacquin의 분류기를 사용했을 경우보다 평균 약 20% 정도의 압축시간을 단축시킬 수 있었으며 화질면에서도 평균 30 dB 정도의 화질을 유지하여 분류기를 사용하지 않았을 경우보다는 2.57 dB 정도의 화질의 감소를 가져왔으나 분산값을 사용한 Jacquin의 방법과 비교하여서는 같은 수준의 화질을 유지하였다. 압축율에서는 본 논문에서는 프랙탈 압축된 프랙탈코드를 허프만 부호화하여 2.3 bpp 정도의 압축율을 가진다. 그림 8은 적용한 알

고리즘을 사용할 경우 부호화된 영상을 복원하는데 소요되는 반복회수 대비 화질의 변화율을 보여준다.

5. 결 론

본 논문은 프랙탈 이론을 영상의 부호화에 적용할 경우, 지역의 블록들을 정의역의 모든 블록에 비교함으로써 발생하는 탐색시간을 최소화하여 압축시간을 줄이기 위해 신경회로망을 이용한 블록 분류기를 제안하였다. 정의역의 블록들을 4개의 부류로 나누고 지역의 블록에 해당하는 정의역의 블록을 탐색하기 이전에 블록의 부류를 정하여 정의역 블록 중에서 동일한 부류의 블록만을 탐색하는 방법을 사용한다. 이 경우 발생할 수 있는 화질의 저하를 막기 위해 블록의 크기를 가변적으로 적용하는 방법을 사용하였다. 실험 결과는 제안한 부호화 알고리즘이 화질이나 압축률 면에서 기존의 방법과 대등하면서도 부호화 속도면에서는 월등하게 빠름을 보여주고 있다. 이러한 연구의 결과는 프랙탈 부호화 방법이 탁월한 압축률에도 불구하고 탐색시간의 제한으로 인해 동영상압축에 적용되지 못하고 있는 점을 고려할 때, 추후 지속적인 연구를 통해 동영상의 압축에도 실용화될 수 있는 가능성을 보여주고 있다.

참고문헌

- [1] Y. Fisher. "Fractal Image Compression", Springer-Verlag New York, Inc. pp. 251-263, 1995.
- [2] A. E. Jacquin, "Image Coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations", *IEEE Trans. Image Process.* vol. 1, pp. 18-30, 1992.
- [3] J. M. MAS RIBES, B. SIMON, B. MACQ, "Speeding Up Fractal Image Coding by Combined DCT and Kohonen Neural Net Method", *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 2, pp. 1085-1088, 1998.
- [4] K. F. Loe, W. G. Gu, K. H. Phua, "Speed-Up fractal image compression with a fuzzy classifier", *Signal Processing Image Communication*, pp. 303-311, 1997.
- [5] D. W. REDMILL, D. R. BULL, R. R. MARTIN, "Genetic algorithms for fast search in fractal image coding", *Visual Communications and Image Processing*, vol. 2727, pp. 1367-1376. 1996.
- [6] Y. ZHANG AND L. -M. PO, "Variable Tree Size Fractal Compression For Wavelet Pyramid Image Coding", *Signal Processing Image Communication*, vol. 14, pp. 195-199, 1999.
- [7] D. Saupe, S. Jacob, "Variance-Based Quadrees In Fractal Image Compression", *Electronics Letters*, vol. 33, pp. 759-767, 1997.

- [8] F. Davoine, J. Svensson and J. M. Chassery, "A Mixed Triangular And Quadrilateral Partition For Fractal Image Coding", *Signal Processing*, vol. 40, pp. 105-117, 1996.
- [9] Y. Fisher and S. Menlove, "Fractal Encoding with HV partitions", In *Fractal Image Compression : Theory and Application to Digital Images*, Y. Fisher(Ed.), pp. 119-136, 1995.
- [10] H. Deng, W. Weng, Li Li, Yinglin Yu, "An Efficient Fractal Image Compression Method", *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 4204-4206, 1997.
- [11] Toshiaki FUJII, "Fractal Image Coding Based on Classified Range Regions", *IEICE Trans. Commun*, vol. 12, pp. 408-415, 1998.
- [12] S. Haykin, "Neural Networks", Macmillan college Publishing Company Inc, pp. 49-53, 1994.
- [13] D. G. Jeong and S. Y. Lee, "Merging backpropagation and Hebbian learning rules for robust classification," *Neural Networks*, pp. 1213-1222, 1996.
- [14] M. F. Barnsely and A. E. Jacquin, "Application of recurrent iterated function systems to images", *Proceedings of the SPIE, Visual communications and image processing*, vol. 1001, pp. 121-132, 1988.



이 용 순 (Yong Sun Lee)

1998년 : 송실대 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
 2000년 : 송실대 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 주관심분야 : 영상압축, 인공지능기법을 응용한 인식시스템



한 현 수 (Hern-Soo Hahn)

1981년 : 송실대(공학사)
 1983년 : 연세대(공학석사)
 1991년 : University of Southern California(공학박사)
 1992~현재 : 송실대학교 정보통신 전자공학과 부교수
 주관심분야 : 자동화 시스템, 자료융합, 물체인식