

論文2002-39TE-4-14

이산 웨이블릿 변환과 프랙탈 이론을 이용한 영상부호화 기법

(Image Compression Technique Using Discrete Wavelet Transform and Fractal Theory)

金容潑*, 丁鍾根*, 片奭範**, 李潤培*

(Yong-Ho Kim, Jong-Geun Jeong, Seok-Beom Pyeon, and Yun-Bae Lee)

요약

현재 정지 영상 압축의 표준인 JPEG은 DCT(discrete cosine transform)를 취한 후에 압축과정을 수행하기 때문에 고 압축을 할 경우 블록화 현상이 심하게 일어나며, 고 압축시에 복원된 영상에 나타나는 왜곡(aliasing)등으로 영상의 품질이 낮아지는 단점이 있다. 또한 변환 부호화 방법은 높은 압축률을 가질 수 있으나 변환과 역 변환에 의한 화질에 열화가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고자 웨이블릿 변환과 프랙탈 이론을 정지 영상에 적용한 결과 낮은 비트율에서 기존의 방법보다 압축 후 복원시 속도의 향상, 압축율의 향상, 블록현상을 제거하였다. 그리고 복원화질이 기존의 방법보다 우수함을 보였다.

Abstract

When JPEG, a standard of stopped image compression, is high compressed, the image is severely blocked. Since JPEG performs compression after taking DCT(Discrete Cosine Transform). It has a defect that the quality of image becomes low with aliasing in the case of high compression. Though transformation cipher method can have high compression rate, flame may happen to quality of image by transformation and reverse transformation. In this paper, we use wavelet transform and fractal theory in order to solve these problems. After we apply these two methods to stopped image, we can get some good results, improvement of speed and compression rate, and elimination of blocking appearance. Besides, we show quality of restoration image is better than established one.

I. 서론

지금까지 개발된 영상압축은 JPEG, MPEG으로써 정

지영상과 동영상 압축의 표준으로 널리 사용되고 있다. 이러한 방법들은 Fourier 변환의 변형인 이산 코사인 변환(DCT)이론을 근간으로 개발되어져 왔다. 블록기반의 변환을 이용한 영상 압축은 높은 비트율에서는 블록경계 현상이 발생하는 단점을 지니고 있다.

DCT 코딩은 블록효과와 고압축시에 복원된 영상에 나타나는 Aliasing등으로 영상의 품질이 낮아진다.

이러한 단점을 보완하기 위해 Antonini^[1], Daubechies^[4], Shapiro^[5]등은 웨이블릿을 사용하였다. 웨이블릿 변환을 이용한 압축은 저주파 대역을 계층적으로 반복코딩해서 저주파 성분의 신호를 효과적으로 부호

* 正會員, 朝鮮大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Eng., Chosun Univ.)

** 正會員, 東岡大學 電子情報科

(Dept. of Electronic & Information Eng., Dongkang College)

接受日字:2001年3月7日, 수정완료일:2002年11月18日

화 할수도 있고, 또한 에지성분을 포함하는 영상을 계층적인 주파수와 위치성분으로 동시에 나타내고 프랙탈 부호화는 영상내의 자기 유사성(IFS)을 이용하여 지역블록과 유사한 도메인 크기의 블록을 찾는데 시간이 오래 걸려 부호화시 실시간에 의한 처리가 불가능하고 계산량이 많아 아직은 다른 부호화 방법과 연동시키는 방법으로 적용되고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고자 웨이블릿 변환과 프랙탈 이론을 이용하여 기존의 방법과 비교하여 정지 영상에서 압축률의 우수함과 영상 복원시 블록현상을 제거함으로써 복원화질이 기존의 방법보다 우수함을 보였으며, 압축 후 복원시 속도향상을 보였다.

또한 벡터양자화(VQ)방식을 적용함으로써 기존의 방법과 비교했을 때, 정의역을 탐색하는 계산량이 감소하고 고 압축 및 고속 복원이 가능하게 한 본 논문은 다음과 같이 구성 되어있다. 2장에서는 DWT를 이용한 영상부호화방법과 Fractal의 기반 이론과 기술에 대해 소개한다. 3장에서는 제안된 방법에 대해 설명하고 4장에서는 3장에서 제안된 방법을 이용해 얻어진 실험결과를 보이고, 기존의 방법과의 비교 분석을 수행하였다. 마지막으로 5장에서는 실험의 결론과 향후 연구 과제를 제시하였다.

II. 기존의 연구 및 영상압축 기술

1. Fractal을 이용한 영상 부호화

프랙탈 영상 압축은 1977년 Mandelbrot^[8]를 시작으로 1981년 다양성 속에 불변성을 의미하는 Hutchinson^[8]의 IFS의 개념과 수학적 결과를 기초로 복잡하고 불규칙한 영상을 그 영상내에 자기 유사성이 크도록 최적 축소변화 파라미터를 추출하고 이를 부호화 하고 복호화 시 임의의 초기 영상에 축소변환을 반복 적용시킨다. 공간적 중복성을 제거하여 정보량을 줄이는 방법인 콜라지 정리는 축소 고정점 정리에 바탕을 둔 것으로 1988년에 Barnsley가 처음으로 제안하였다. Jacquin^[2, 7]은 Barnsley의 이론을 기반으로 하여, 임의의 영상을 블럭별로 분할하여 반복 축소변환을 찾는 PIFS 알고리즘을 제시하였다. Fisher^[8]는 블럭을 분할하는 적응적 Quadtree 방법을 사용하였으나 닳은 블럭조합의 탐색 작업에 많은 시간을 필요로 한다는 단점이 있다. 영상의 임의 두 원소 x,y에 대해 변환 w를 적용하였을 때 변환된 w(x), w(y)간의 거리 w를 축소변환이라 하며

식 (4)와 같다.

$$\forall x, y \in X$$

$$d(W(x), W(y)) \leq s \times d(x, y)$$

$$0 \leq s < 1, \quad d: \text{축소(Metric)}, s: \text{변환축소비}$$

여기서 s는 축소비이고, w는 수축변환 연산자이며, d는 주어진 거리함수 즉, 축소이다. 축소성을 만족하는 변환 w의 집합을 W 라고 하고 N개의 수축변환 연산의 합 즉, 전체 변환 W은 아래 식 (5)와 같이 정의 표현된다.

$$W(x) = \bigcup_{i=0}^n W_i(x), \text{ for all } x \in X$$

축소변환 W 는 고정점 정리에 따라 유일한 고정점 x_f 를 가지고 아래 식 (6)으로 표현된다.

$$x_f = W(x_f)$$

$$x_0 \in X, \quad x_f = \lim_{n \rightarrow \infty} W^n(x_0)$$

이러한 축소변환들은 임의의 초기치 f_0에 대하여 수축 변환을 반복하면 고정점(Fixed Point) 즉, f_w에 수렴하게 되며, 이 경우 더 이상의 변환에 대하여 변하지 않는다. 즉 W(f_w) = f_w이다. 주어진 반복변환 시스템은 하나의 고정점이 존재하며 영상에 있어서 고정점을 끝 개라 하며 고정점을 이끌어 내는 축소변환은 콜라지 정리에서 이론적 배경을 제시해 준다.

III. DWT를 이용한 고속 영상 부호화 제안

1. DWT를 이용한 다해상도 표현

본 논문에서는 Shore^[9]가 제안한 방법을 사용하고 입력에 대해 수직과 수평으로 L과 H필터를 적용하고, 필터를 통과한 계수들은 2:1로 부 표본화하고 대역별 성분에 따라 시각에 민감하고 중요정보를 가지는 저주파 성분과 세방향의 수직, 수평, 대각성분인 고주파로 나누어진다.

<그림 1>은 웨이블릿 변환 후 생성된 변환영역 중 저대역 부밴드에는 웨이블릿 계수 평균값을, 고대역 밴드에는 방향 성분과 같은 각도의 변위 벡터로 구해진 계수들을 사용한다.

<그림 1>에서와 같이 L과 H는 각각 저주파 대역 통과 필터(h(n))와 고주파대역 통과 필터(g(n))를 이용

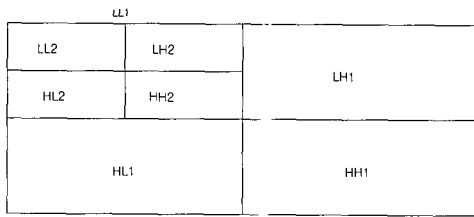


그림 1. Level 2 분해된 대역
Fig. 1. Partitioned subband of level 2.

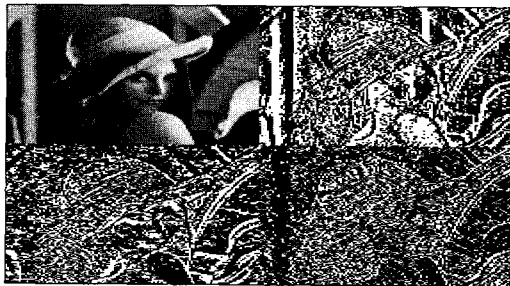


그림 2. 레벨 1 변환된 Lena 영상
Fig. 2. Transformed Level 1 Lena.

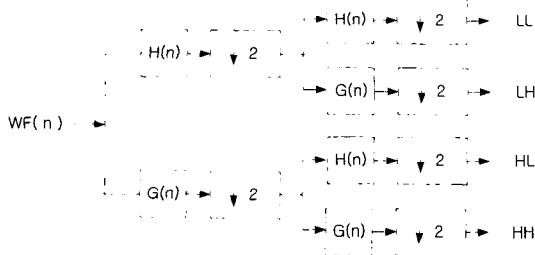


그림 3. 2차원 웨이블릿 변환 블록도
Fig. 3. Block diagram of two dimensional wavelet transform.

하여 필터링 합을 의미하고 저주파와 고주파 대역에 대하여 다시 수직 방향으로 대역 통과 필터링 한 후에 부 표본화하여 <그림2>와 같은 분해 대역LL1, LH1, HL1, HH1을 얻는다.

하나의 저대역 부밴드와 6개의 고대역이 생성되고 LH1과 LH2는 수평,HL1과 HL2는 수직, HH1과HH2는 대각선 성분의 에지가 많다. 변환후의 고대역 부밴드에는 방향성이 존재하고 회전되더라도 일정한 값을 갖는 저대역 부밴드의 계수 값을 특징 값으로 사용한다.

<그림 3>의 영상 $f(x, y)$ 는 x 방향으로 필터링되어 저주파성분인 $H(n)$ 과 고주파성분인 $G(n)$ 으로 나누어진다. $H(n)$ 과 $G(n)$ 은 x, y 방향으로 Down샘플링해서 얻은 부영상들은 평균신호와 각 방향의 세부적인 신호들을 나



그림 4. 레벨 2의 변환된 Lena영상
Fig. 4. Transformed Level 2 Lena.

	0	1	2	3		0	1	2	3
0	162	163	158	160	0	162	160	0	-1
1	163	162	161	162	1	160	159	-1	0
2	164	164	160	160	2	0	-2	-1	0
3	155	157	159	158	3	8	1	-1	0

그림 5. 원 영상 화소정보 그림 6. 변환 후 화소정보
Fig. 5. Pixel Data of original Fig. 6. Pixel Data of Transformed image image.

타낸다. 복원 과정은 <그림 4>의 분해단계로 역과정을 한다.

평균과 각 방향의 세부적인 영상들을 y, x 방향으로 Up샘플링 해서 최종 복원 영상을 얻는다.

<그림 5>는 실제 영상의 정보를 가지고 Shore 변환 적용한 정보를 표현한 것이고 <그림 6>은 변환후의 정보이다. 영상 정보의 대부분을 가지고 있는 LL대역과 에지 정보를 가지고 있는 나머지 대역들간의 유사성 관계를 이용한 방식을 사용했다. Shapiro^[5]의 알고리즘에서 제시하는 LL대역내의 각 계수를 루트로 사용하고 고주파대역의 계수 트리를 구성하는 방식으로 나머지 LH, HL, HH사용했다. Shapiro^[5]의 방법은 이웃계수들의 관계를 이용하지는 못하였다. 최대 계수값을 표현하기 위해 n 비트가 소용된다고 할때 변환의 i 번째 레벨에서 임계치의 값은 아래 식 (7)과 같다.

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$f(x, y) \leq T_i, g(x, y) = 0,$$

$$f(x, y) > T_i, g(x, y) = 1, T_i = 2^{n-i} \quad (7)$$



그림 7. 레벨 5의 변환된 Lena영상
Fig. 7. Transformed Level 5 Lena.

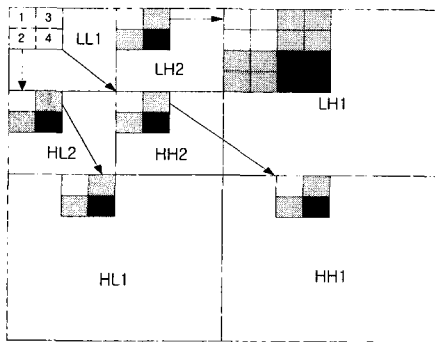


그림 8. 2x2 블록의 공간적 상관관계
Fig. 8. Spatial relationship of 2x2 Block

$f(x,y)$, $g(x,y)$ 는 각 영상 처리후의 (x, y) 에 있는 계수 값을 나타내고 T_i 는 임계치를 나타낸다. 중요계수를 찾기 위해 초기 임계치값은 T_0 가 되며 다음 계수는 임계치의 절반이 되는 T_i 을 가지고 처리를 한다.

<그림 7>과 같이 변환후 최초의 임계치를 크게 설정을 하고 계수들의 분포 값을 측정하여 중요 계수를 먼저 부호화하고 변환 레벨을 높여가며 임계치를 줄여 다음 중요계수들을 부호화한다.

높은 압축시에도 중요한 계수들이 먼저 부호화가 되어지므로 영상의 복원시 효율적이고 점진적 전송에 응용이 가능하다.

2. DWT 트리계수의 성질을 이용한 최소화 정의역 설정

Fractal의 탐색 시간을 감소시키기 위하여 LL1대역 계수 값을 가지고 블록 단위의 트리구조로 구성하여 루트 노드의 수를 줄여 Range 블록과 비교되는 Domain 블록 정보의 전처리를 한다. <그림 8>과 같이 LL 대역내의 블록중 루트좌표를 중심으로 같은 블록내의 4개의 좌표 평균값에 임계치로 정의역을 구하고 마

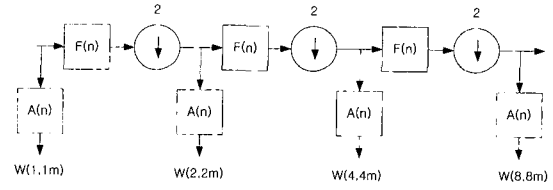


그림 9. DWT변환 계수 추출 블록도
Fig. 9. DWT Coefficients Draw Out Block.

지막으로 LL대역의 임계치로 각 계수들의 값을 제거함으로써 낮은 비트율에서 처리를 할 수가 있다.

DWT변환을 통해 얻어진 계수들을 트리구조로 배치를 시키고 계수들의 값을 유효계수와 무효계수로 구분하여 정의역 블록을 구하는데 적용한다.

DWT변환 계수들을 <그림 9>의 $W(i,1m)$ 의 주파수 영역에 대한 정보로 얻고 동적인 최소 정의역 블록을 추출한다. 각 유효계수들을 판별하기 위해서 6개의 계수 트리를 수직, 수평, 대각방향으로 구성하여 유효계수 트리를 효율적으로 구해 내었다. 다른 레벨의 방향성이 같은 대역들간 즉 HL1과 HL2사이에서 중요도를 예측할 수가 있다. 웨이블릿 변환으로 구해진 계층적 계수들에 대해 임의의 임계값 T 보다 작으면 중요도가 낮다고 가정하고 임계값 T 값보다 작다면 같은 방향성과 공간적인 위 임계값 T 보다 크면 중요도가 크다고 가정하여 <표 1>의 루트노드로 적용한다. 만약 계수값을 가지는 하위 레벨 계수들의 중요도 역시 낮다고 볼 수 있다. 임의의 노드가 임계값보다 작으면 ZTR라고 하여 처리하지만 서브노드들중 하나의 계수라도 임계값보다 크다면 현재의 무효계수노드는 IZ하여 무효계수로 처리하지 않고 따로 부호화 하는데 사용해야 한다. 유효계

표 1. Shapiro 중요도 검사 심벌
Table 1. Shapiro Significant symbol.

트리 구조	내용
ZTR	자신, 후손 모두 무효계수
PSUBZ	자신은 양 유효계수, 후손 모두 무효계수
NSUB	자신은 음 유효계수, 후손 모두 무효계수
POS	자신은 양 유효계수, 후손중 유효계수 존재
NEG	자신은 음 유효계수, 후손중 유효계수 존재
IZ	자신은 무효계수, 후손중 유효계수 존재

표 2. 공간, 주파수 영역 Domain
Table 2. Dormain of Space, frequency.

대칭	공간 영역	주파수 영역
0	원 영상 (0)	D(i,j)
1	수직(-90)	(-1)jD(i,j)
2	수평(90)	(-1)iD(i,j)
3	수직,수평(180)	(-1)i+jD(i,j)

표 3. Domain 블록의 그룹간 부호 표 4. R
과 D의 부호화 적용
Table 3. Dormain Block of Group Table4. R
and D apply to Signal Signal.

대칭	부호	그룹	RD				
			1	2	3	4	
0	(+,+)	LL	1	0	1	2	3
1	(+,-)	LH	2	1	0	3	2
2	(-,+)	HL	3	2	3	0	1
3	(-,-)	HH	4	3	2	1	0

<표 2>를 기준으로 <표 3>과 <표 4>를 가지고 부호를 서로 일치시킴으로서 대칭변환의 횟수를 줄일수가 있다.

수들만 가지고 정의역 블록을 설정함으로써 계층적 구조인 웨이블렛 계수들은 계수값의 크기에 따라 중요도에 따른 부호화를 할 수 있게 되는 것이다. 유효계수 정의역을 구해내고 POS와 NES의 계수들을 부모노드로 설정하여 나머지 하위 계수노드를 판별함으로써 탐색 시간을 줄일 수가 있다.

3. 저주파대역 영역에 대한 유효 계수의 Fractal 부호화

다해상도로 분해된 후 고해상도의 계수는 저해상도로 근사화가 될수 있고 확률 밀도함수가 라플라시안 분포에 가까운 통계적인 성질을 가지고 있는 것을 이용하여 부호화를 적용하였다. 최저주파대역의 영역은 원 영상과 해상도만 차이가 있을 뿐 동일한 형태의 중요한 정보를 가지기 때문에 LL영역의 정보와 유효계수 트리의 정의역 블록에 부호화를 한다. 적용되는 치역과 정의역 사이의 관계는 식 (8)과 같다.

$$IR = R(R) + R(D) \tag{8}$$

IR은 복원할 치역이고 R(R)은 적용할 치역이며 R(D)는 변환을 통해 얻어진 정의역이다. 고정점이 원영상에

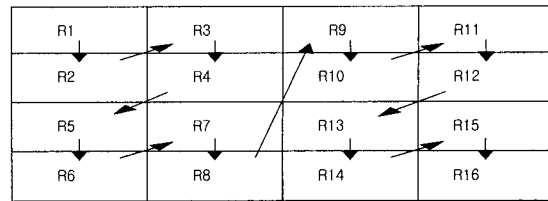


그림 10. 치역블럭 적용 순서
Fig. 10. Range Block apply Sequence.

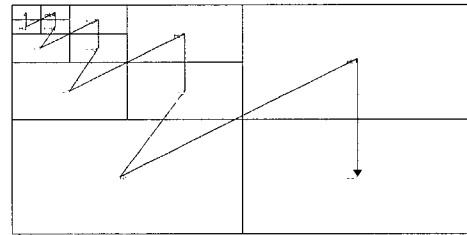


그림 11. 다해상도 변환의 프랙탈 스캔 순서
Fig. 11. Multiresolution of Fractal Scan order.

가깝도록 정의역을 최소로 만드는 수축변환 W를 찾는 것이다. LL영역에서 2배의 정의역을 중복함으로써 블록화를 줄이고 연산량이 1/4 정도로 감소된다. 고주파 영역은 전처리로 VQ하고 최저주파수 영역은 정보의 손실을 막기 위해 VQ는 제외하고 부호화를 한다.

제안한 방법에서 순서는 최고주파와 고주파영역들은 VQ한후 <그림 10>과 <그림 11>과 같은 계층적순서로 저해상도에서 고해상도로 점진적인 부호화하고 복원시 화질이 좋은 영상을 얻을 수가 있다. 복원은 부호화시 웨이블렛 변환계수로 치역을 고속 복원하기 위해 기저함수 역변환으로 정의역블럭을 적은 계산량으로 복원한다.

IV. 실험 결과 및 성능평가

1. 실험 환경

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 성능을 시험하기 위해서 256×256 크기인 Lena, Baboon의 8bit/Pixel 영상을 사용하였다. 웨이블렛 변환 필터는 Shore Wavelet을 사용하였고 블록 분할 방법은 Fisher가 제안한 적응적 Quadtree영상 부호화 알고리즘을 기반으로 실험 하였고 언어로는 Visual C++ 6.0을 사용하여 실험하였다. Fisher의 방법은 트리의 최대 깊이를 6, 최소 깊이를 4로 하였다. 이때 사용되는 분할 임계치는 8로 설정하였다.

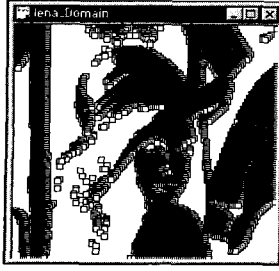


그림 12. 2×2 Lena
Fig. 12. 2×2 Lena.

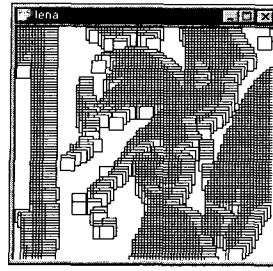


그림 13. 2×2 Lena
Fig. 13. 2×2 Lena.

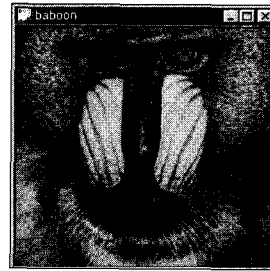


그림 18. 변환전 Baboon
Fig. 18. Transformed Baboon

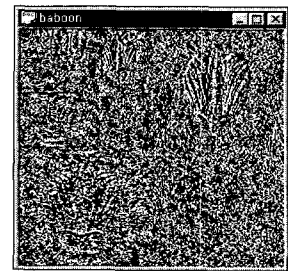


그림 19. 변환후 Baboon
Fig. 19. Transformed Baboon.

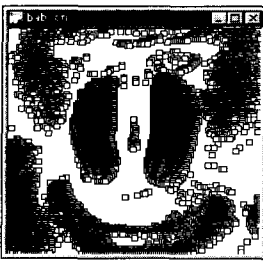


그림 14. 2×2 Baboon
Fig. 14. 2×2 Baboon.

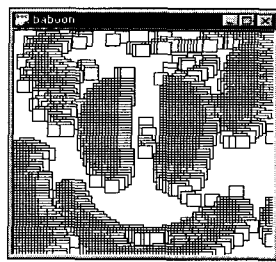


그림 15. 4×4 Baboon
Fig. 15. 4×4 Baboon.



그림 16. 변환전 Lena
Fig. 16. Origin Lena.



그림 17. 변환후 Lena
Fig. 17. Transformed Lena.

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

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^N \sum_{y=0}^N [f(x,y) - g(x,y)]^2 \quad (10)$$

그리고 객관적인 성능 비교를 하기 위해서 원 영상과 복원 영상의 제곱근평균제곱오차(MSE)에 대한 평균값을 이용한 영상의 노이즈를 측정 하였다. $f(x,y)$ 는 원 화소를 나타내며, $g(x,y)$ 는 복원영상의 화소를 나타낸다. 실험 결과 영상은 PSNR의 dB로 측정된 값으로 알 수 있었다.

2. 실험 분석

본 논문에서 제안된 부호화 방법은 웨이블릿 변환

표 5. VQ 방법과 제안된 방법의 PSNR 비교
Table 5. Comparison of PSNR[dB] between the proposed method and VQ technique.

	VQ	제안된 방법
Lena	32.05	33.59
baboon	28.72	30.95

계수들을 가지고 임계치 적용시 유효 블록을 레인지와 도메인 블록으로 구성을 할 수가 있다. 변환 계수의 중요도가 임계치 보다 크면 중요블록으로 하위 유효계수들을 얻어 4x4블록으로 정의역블록을 설정하고 유사성을 찾아 내어 반복축소 변환을 해야 한다. 아래 그림은 Lena와 Baboon의 영상으로 실험을 하였다.

DWT의 계수성질을 적용한 정의역을 가지고 저주파 영역에 최소 정의역의 Fractal 부호화를 한 결과영상이다. 본 논문에서는 고주파 영역에 양자화가 적용되었는데 기존 방법과 비교를 하기 위해 비교적 윤곽선이 적은 Lena영상과 윤곽선정보가 많은 Baboon영상을 가지고 시뮬레이션을 했다.

원 영상의 배경부분과 윤곽선 부분을 나누어 각각의 영역에 대해 벡터양자화를 적용함으로써 화질을 개선 하였다.

16×16의 블록의 도메인을 나누어 처리하고 4등분하여 하위계층으로 분류하여 4x4의 크기가 될 때까지 분할된 각 블록에 대해 적용한다.

기존의 기법에 비하여 <표 5>는 0.25bpp에서 VQ방법과 제안된 방법에서의 PSNR 비교결과Lena영상은 1.54dB만큼의 화질이 좋아졌으며 baboon영상보다 2.23dB정도가 더 좋았으며 전송비트를 줄일 수 있었다.

<표 6>에서 Time은 압축 후 복원시 소요되는 시간

표 6. Fisher 방법과 제안된 방법의 PSNR 비교

Table 6. PSNR Compare Fisher and proposal.

	Fisher	제안된 방법
압축율	35.4	35.87
PSNR	31.16	33.59
Time	5ms	4ms



그림 20. Fisher적용 Lena 그림 21. 제안된 방법 Lena
Fig. 20. Fisher Apply Lena. Fig. 21. Proposal Apply Lena.

을 의미하며, 본 논문에서는 5레벨의 웨이블릿 변환 단계 수를 갖도록 하여 16개의 영역으로 분할하여 사용하고 8×8의 저주파대역에 대해 평균값 추출과 표준편차값을 추출하여 고주파대역내의 신호 강도를 예측하여 2×2 블록으로 판단하였다.

실험결과는 Fisher의 프랙탈 부호화 방법에 비해 PSNR이 <표 5>와 <표 6>에서와 같이 0.25 bpp(bit per pixel)에서 2.43dB정도 높아 졌고 0.5bpp 정도의 비트율에는 거의 1.87dB정도의 성능 향상과 비트율이 낮은 경우에는 Fisher의 방법보다 더 높은 PSNR 값을 보였다.

VI. 결론

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 거친 영상을 가지고 전처리를 한 후 대역들간의 자기유사성을 프랙탈에 이용하여 부호화하였으며 주파수대역은 벡터양자화를 이용한 후 부호화함으로써 기존의 Fisher방법에 비해 더 낮은 PSNR을 얻을 수 있었다. 웨이블릿 변환 유효계수를 이용한 프랙탈 압축 방법은 기존의 DCT를 기반으로 하는 기법에 비하여 낮은 비트에서도 블록화 현상이 발생하지 않았고, 정의역 탐색시간을 줄일 수 있기 때문에 고속의 영상부호화를 할 수 있어 화질이 좋

으며, 점진적인 영상전송이 가능하므로 기존의 프랙탈을 이용한 방법보다 부호화 성능이 향상됨을 알 수 있었다. 향후 연구방향은 이러한 DWT방법과 Fractal 방법을 적용함으로써 동영상의 각 프레임의 움직임 오차에 보상함으로써 더 높은 압축을 하면서 일반적인 동영상에 나타나는 블록현상을 줄이고 영상의 실제 정보를 먼저 복원함으로써 낮은 비트율에서 빠른 전송을 할 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathie and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 1, No.2, pp. 205~220, Apr. 1992.
- [2] A.E. jacquin, "Image coding base on a fractal theory of iterated contractive image transforms." IEEE Trans. Image Processing, Vol.1, No.1, pp. 18~30, Jan. 1992.
- [3] R.A. Devore, et al, "Image compression through wavelet transform coding," IEEE Trans. on information theory, pp. 719~746, Mar. 1992.
- [4] A. Cohen, Ingrid Daubechies, J.C. Feauveau, "Biorthogonal basis of compactly supported wavelets", Comm. pure Appl Math..Vol. XIV , pp. 485~560, 1992.
- [5] J.M. Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients", IEEE Trans. on Signal Processing, Special Issue on wavlets and Signal Procecing, 41(12), pp. 3445~3462, March, 1993.
- [6] R. Rinaldo and G. Calvagno, "An image coding scheme using block prediction of the pyramid subband decomposition", Proc Trans. ICIP conf., pp. 878~882, 1994.
- [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 Applications to Digital Images." Springer Verlag. New York. 1994.
- [9] H. Krupnik. D.Mallat and E.Kamin., "Fractal representation of image via the discrete wavelet transform." in IEEE 18th Conv. of EE in Israel. Tel_Aviv. March 1995.

저 자 소 개



검색엔진>

金 容 濤(正會員)

1989년 : 광주대학교 전자계산과
졸업(공학사). 1993년 : 경남대학교
전자계산과 대학원(공학석사). 1999
년~2002년 현재 : 조선대학교 대
학원 전자계산학과 박사수료 <주
관심분야 : 멀티미디어, 전자상거래,

丁 鍾 根(正會員) 第38卷 T編 第2號 參照

현재 : 東岡大學 電子情報科 兼任教授

片 爽 範(正會員) 第38卷 T編 第2號 參照

현재 : 東岡大學 電子情報科 教授

李 潤 培(正會員) 第38卷 T編 第2號 參照

현재 : 朝鮮大學校 컴퓨터工學科 教授