

論文 2001-38SP-5-2

DCT 계수의 재배열을 통한 웨이브렛 변환 형식의 정지 영상 부호화

(A Still Image Coding of Wavelet Transform Mode by Rearranging DCT Coefficients)

金正植*, 金應成**, 李根泳*

(Jeong Sig Kim, Eung Sung Kim, and Keun Young Lee)

요 약

DCT(Discrete Cosine Transform)는 공간 영역과 주파수 영역을 균등하게 분할함으로써 인간의 시각 특성을 제대로 반영하지 못하는 단점이 있다. DCT의 영역 분할에 대한 단점을 극복할 수 있는 알고리즘으로 웨이브렛 변환을 이용하여 영상을 부호화하는 여러 가지 기법들이 있지만, 본 논문에서는 DCT와 웨이브렛 변환의 장점을 결합한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안 방법은 DCT의 DC 계수에 에너지 집중도가 좋은 장점을 효과적으로 이용함과 더불어 이들 계수들을 웨이브렛 변환 형식에 적용한다. 웨이브렛 상의 대역간 상관 관계와 대역내 상관 관계를 동시에 효율적으로 이용하고 각 대역 특성별로 양자화를 수행하며, 부호화 방법에 대해서도 중요 계수 정보의 양자화 계수들은 대칭적인 분포를 나타내며 절대값이 커질수록 발생 확률이 감소하는 특징을 이용하여 알고리즘이 간단하고 부호화 시간이 빠른 장점을 가지는 대칭적 양방향 트리 구조의 새로운 방법을 제시한 정지 영상 압축 부호화 알고리즘을 제안하였다. JPEG 알고리즘과 제안 알고리즘을 비교하였을 때, 동일한 비트율에서 제안 알고리즘이 객관적 화질뿐만 아니라 주관적으로도 높은 화질의 영상을 얻을 수 있었다.

Abstract

Since DCT algorithm divides an image into blocks uniformly in both the spatial domain and the frequency domain, it has a weak point that it can not reflect HVS(Human Visual System) efficiently. To avoid this problem, we propose a new algorithm, which combines only the merits of DCT and wavelet transform. The proposed algorithm uses the high compaction efficiency of DCT, and applies wavelet transform mode to DCT coefficients, so that the algorithm can utilize interband and intraband correlations of wavelet simultaneously. After that, the proposed algorithm quantizes each coefficient based on the characteristic of each coefficient's band. In terms of coding method, the quantized coefficients of important DCT coefficients have symmetrical distribution, the bigger that value is, the smaller occurrence probability is. Using the characteristic, we propose a new still image coding algorithm of symmetric and bidirectional tree structure with simple algorithm and fast decoding time. Comparing the proposed method with JPEG, the proposed method yields better image quality both objectively and subjectively at the same bit rate.

* 正會員, 成均館大學校 電氣電子 및 컴퓨터工學科
(School of Electrical and Computer Engineering,
Sung Kyun Kwan Univ.)

** 正會員, 京畿工業大學 電氣電子系列 컴퓨터情報시스템과
컴퓨터공학과

(Dept. of Computer Information System, School of
Electrical and Electronics, Kyonggi Institute of
Technology)

接受日字: 2000年3月13日, 수정완료일: 2001年6月1日

I. 서론

디지털 영상을 응용하려는 많은 분야에서 영상 데이터를 효율적으로 압축하기 위한 여러 기술들을 개발해 왔다. 지금까지 개발되어온 영상 부호화 기법은 크게 예측 부호화^[1,2]나 변환 부호화를 수행한 뒤, 고정 길이 부호화나 가변장 길이 부호화를 수행하여 데이터를 전송한다. 따라서 영상 압축 부호화의 최종 목적은 복원 영상의 화질을 원 영상에 가깝게 유지하면서 화소들의 중복성을 이용하여 효과적으로 중복 정보를 제거하여 높은 압축율을 얻는데 있다.

대부분의 영상에서 인접 화소들은 높은 상관 관계를 가지고 있다. 따라서 주위의 여러 화소들을 관찰함으로써 한 화소에 대한 많은 정보를 얻을 수 있다. 이러한 성질이 주위 화소들의 값에 기초하여 주어진 화소의 값을 예측하기 위한 예측 부호화 기법에서 이용되어 왔다. 예측 부호화 기법에는 대표적으로 DPCM(differential pulse code modulation)과 LPC(linear prediction coding) 등을 들 수 있는데, 이는 구현이 용이하다는 장점이 있다.

변환 부호화는 변환 영역에서의 에너지를 영상 부호화에 적합하게 분포시키는데 중점을 둔다. 대부분의 경우, 영상을 주파수 변환 영역으로 변환한 후 에너지가 몇 개의 계수에 집중된다. 따라서 이 몇 개의 계수들만을 적절히 양자화 함으로써 데이터 압축을 이룰 수 있다. 변환 부호화에는 영상 압축 표준 알고리즘에 널리 사용되는 DCT^[3]가 대표적이다. DCT는 에너지 집중도가 높고 고속 알고리즘이 개발되어 있다. 그리고 인간의 시각 특성을 반영한 양자화와 가변 길이 부호화(variable length coding)를 통하여 높은 압축율에서도 만족할만한 화질의 복원 영상을 얻을 수 있다. 하지만 DCT는 공간 영역과 주파수 영역을 균등하게 분할함으로써 인간의 시각 특성을 제대로 반영하지 못하는 단점이 있다. 따라서 이러한 인간의 시각 특성을 고려하여 공간 영역과 주파수 영역을 불균등하게 분할하는 여러 방법들이 제안되었다. 그 대표적인 방법인 웨이브렛 변환(wavelet transform)은 영상을 주파수 영역에서 피라미드 구조로 표현하는 다해상도 분해 방법(multi-resolution decomposition)과 대역분할 부호화(subband coding) 방법을 하나로 통합하는 이론이다^[4]. 주파수 영역과 공간 영역 모두에서 분할이 가능한 특

성을 가지고 있어 비정상(non-stationary) 특성을 가지는 영상 신호를 해석하는데 유리하다. 웨이브렛 변환을 영상 부호화에 이용할 경우, 블록의 구획화 현상(blocking artifact)이 없다. 영상 신호를 변환한 후, 주파수 영역에서의 특성과 공간 영역에서의 특성을 동시에 이용할 수 있으며 변환이 매우 빠르다는 장점이 있다. 또한 웨이브렛 변환의 다해상도 분해의 계층적 구조가 영상의 점진적 전송(progressive transmission)에도 매우 잘 부합하는 특징이 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 영상 정보에서 가장 중요하게 간주되는 저주파수를 충분히 고려하기 위해 DC성분에 에너지 집중도가 효율적인 DCT 변환을 사용한다. 인간의 시각 특성을 충분히 고려하며, 대역별로 계수들의 적절한 부호화를 위해서 DCT 변환 후의 계수들을 웨이브렛 변환 구조로 치환하여 사용하는 방법을 제안한다. 또한 양자화에 있어서는 인간의 시각이 고주파 대역에서의 잡음 효과에 둔감하고 수직, 수평 방향의 계수들보다는 대각 방향의 계수들에 덜 민감하다는 특성을 이용한다. 그래서 스칼라 양자화의 일종으로 각 대역들에 대해서는 양자화 오차를 최소화할 수 있는 로이드-막스 양자화를 변형하여 인간의 시각특성을 고려하기 위하여 주파수 성분의 분해 레벨에 따라 양자화 가중치를 다르게 설정한다. 대각 방향 부대역과 낮은 레벨의 부대역 쪽에 더 넓은 데드존(dead zone)을 강제로 삽입하여 양자화 오차를 최소화할 수 있도록 설계된 대역별 적응적 비선형 스칼라 양자화 방법을 수행한다. 또한 본 논문에서는 제로트리 부호화의 단점인 제로트리 루트와 고립 제로를 고려하기 위하여 발생하는 추가 비트를 줄인다. 양자화 계수가 0이 아닌 값을 중요 계수로 판단을 하여 그 위치 정보는 줄 길이 부호화하고 크기 정보를 효율적으로 부호화하기 위한 대칭적 양방향 트리 구조를 이용한 부호화 방법을 제안한다.

II. DCT

1. DCT의 성질

DCT는 전체 영상을 몇 개의 8×8 부영상으로 나누고 각 부영상에 대해 변환을 취한다. 이들의 각 계수들에 대해 양자화를 취하고 이를 다시 복호화기에서 역양자화와 역변환을 취하게 되며, 이와 같은 과정을 서

로 이웃한 블록에 대해 독립적으로 수행하기 때문에 복호화기에서의 재구성된 영상은 블록화 현상이 발생한다. DCT는 압축과 계산 속도가 효율적이지만, 블록화 현상을 극복해야 하는 단점이 있다.

DCT의 변환 식은 식 (1), 역변환은 식 (2)와 같고, 그림 1은 DCT 계산 후 계수들의 주파수 분포와 구조적 분포를 나타낸다.

$$F(u, v) = a(u) a(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (1)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} a(u) a(v) F(u, v) \cos \left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (2)$$

여기서 $u, v, x, y : 0, 1, 2, \dots, N-1$
 $u, v : \text{주파수 영역}$
 $x, y : \text{공간 영역}$
 $N : \text{블록내 } x, y \text{ 축의 화소수}$

$$a(u), a(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u, v = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

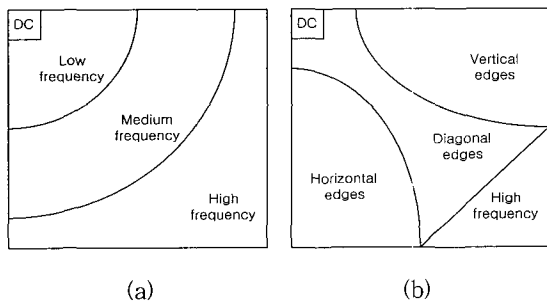


그림 1. DCT 계수의 분포
 (a) 주파수 분포 (b) 구조적 계수 분포
 Fig. 1. Distribution of DCT coefficients.
 (a) Frequency distribution
 (b) Structural coefficients distribution

III. 웨이브렛 변환

1. 웨이브렛 변환과 대역별 특성

웨이브렛(wavelet)이란 웨이브 특성인 진동을 하면서 중심에서 멀어질수록 그 값이 급격히 0에 가까워지는 특성을 가진 파형을 의미한다^[5]. 웨이브렛의 특성으로

높은 주파수 대역에서는 공간 해상도가 높고 주파수 해상도는 낮으며, 낮은 주파수 대역에서는 공간 해상도는 낮지만 주파수 해상도가 높다.

영상 데이터 감축에 웨이브렛 변환을 이용하는 방법은 영상 신호를 웨이브렛 기저함수의 집합으로 분해하는 것으로 생각할 수 있다. 여기서 기저 함수는 하나의 원형(prototype) 웨이브렛 및 스케일링 함수의 스케일 매개 변수를 변화시키거나 천이 시킴으로써 얻을 수 있다. 원형 웨이브렛을 필터 측면에서 해석하면, 대역 통과 필터, 스케일링 함수는 저역 통과 필터로 생각할 수 있으며, 대역폭의 변화는 원형 웨이브렛 및 스케일링 함수의 스케일 값을 변화시킴으로써 구현할 수 있다. 그러므로 웨이브렛 변환에서 스케일은 주파수와 유사한 개념으로 생각할 수 있다.

웨이브렛 기저들의 형태는 크게 두 가지로 나타낼 수 있다. 분해와 합성에 사용하는 기저들이 같은 모양인 정규 직교(orthonormal) 기저이고, 둘째는 분해와 합성에 사용되는 기저들이 서로 다른 모양을 가지는 쌍 직교(bi-orthogonal) 기저이다.

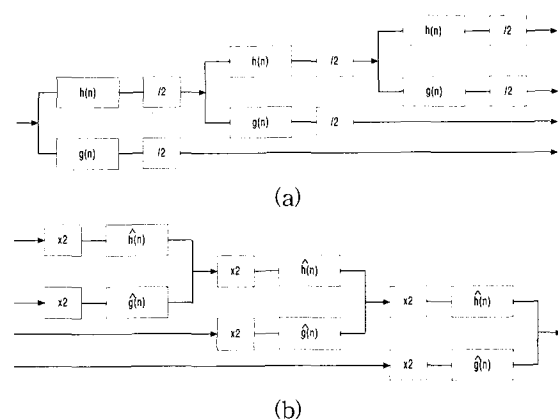


그림 2. 웨이브렛 변환에 의한 분해와 합성
 (a) 분해 (b) 합성
 Fig. 2. Analysis and synthesis of wavelet transform.
 (a) Analysis (b) Synthesis

그림 2는 웨이브렛 변환에 의한 분해와 합성 과정을 블록 다이어그램으로 나타내었다. 이차원 입력 영상을

웨이브렛 변환으로 분할하기 위해서는 우선 영상을 가로 방향으로 읽어서, 저역 통과 필터와 고역 통과 필터를 통과시키고 통과된 출력을 세로 방향으로 읽어서 다시 저역 통과 필터와 고역 통과 필터를 통과시키면 한 번의 웨이브렛 변환이 이루어진다. 이러한 과정을 여러 번 반복하여 연속적으로 웨이브렛 변환을 할 수 있다. 분할된 영상을 복원하기 위해서는 영상을 분할한 때와 유사한 필터를 사용하여 반대의 과정을 수행하면 된다.

그림 3은 웨이브렛 변환의 다해상도 분해시 대역별 특성을 나타낸다.

(L3)	(V3)	(V2)	분해레벨1 수직에지 부영상(V1)
(H3)	(D3)		
(H2)		(D2)	분해레벨1 수평에지 부영상(H1)

그림 3. 웨이브렛 변환의 다해상도 대역별 특성
Fig. 3. Multiresolution-bands characteristic of wavelet transform.

IV. 스칼라 양자화

스칼라 양자화는 각각의 화소 밝기 혹은 변환 계수를 독립적으로 양자화하는 것으로 크게 선형(균일) 양자화와 비선형(비균일) 양자화로 나눌 수 있다^[6]. 선형 양자화는 복원(reconstruction)과 결정(decision) 레벨이 균일한 스텝 사이즈 간격으로 결정되므로, 설계가 간단하다는 장점은 있지만 신호의 특성을 제대로 반영하지 못하기 때문에 최적은 아니다.

비선형 양자화는 오차 기준(error criterion)에 기초하여 신호의 특성을 반영하므로 최적의 복원과 결정 레벨을 정할 수가 있다. 비선형 양자화기를 대표하는 것으로 로이드-막스 양자화기(Lloyd-Max quantizer)가 있다. 이는 양자화를 하고자하는 신호가 라플라시안

(Laplacian) 분포일 때, 오차 기준으로 MMSE (Minimum Mean Square Error)를 이용하여 결정과 복원 레벨을 신호 특성에 맞게 최적으로 결정할 수가 있다^[6].

로이드-막스 양자화기의 복원과 결정 레벨은 식(3)으로 표현되는 왜곡치 D 를 최소화함으로써 결정할 수 있다. 여기서 d_i 는 i 번째 결정 레벨을 의미하며, r_i 는 i 번째 복원 레벨을 뜻한다. 그리고 e 는 양자화 될 신호를 나타내며, $p_e(e)$ 는 그 신호의 발생 확률을 나타낸다.

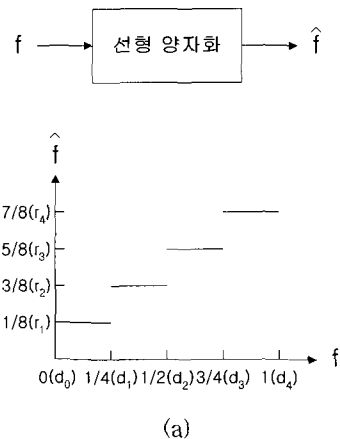
$$D = \sum_{i=0}^{N-1} \int_{d_i}^{d_{i+1}} (e - r_i)^2 p_e(e) de \quad (3)$$

결정 레벨은 이웃하는 두 개의 복원 레벨들의 평균으로 결정되고, 복원 레벨은 두 개의 이웃하는 결정 레벨들과 확률 밀도 함수에 의해 둘러싸여진 부분의 면적을 이등분하는 위치에서 결정된다. 즉, 결정 레벨은 식 (4)로, 복원 레벨은 식 (5)에 의해 결정된다.

$$d_i = \frac{r_{i-1} + r_i}{2} \quad (4)$$

$$r_i = \frac{\int_{d_i}^{d_{i+1}} e p_e(e) de}{\int_{d_i}^{d_{i+1}} p_e(e) de} \quad (5)$$

그림 4는 4개의 복원 레벨을 가지고 있는 선형 양자화와 비선형 양자화의 예를 나타낸 것으로, (a)는 선형 양자화이며, (b)는 신호의 평균이 0이며 분산이 1인 가우시안 분포를 나타내는 비선형 양자화인 로이드-막스 양자화기를 나타낸 것이다.



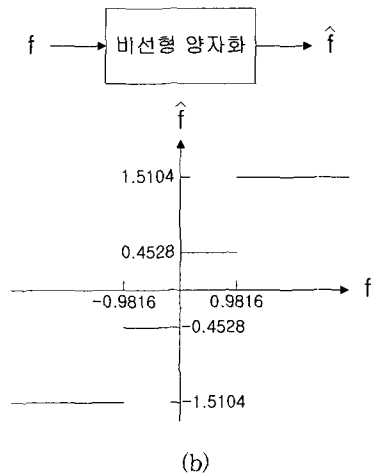


그림 4. 선형 양자화와 비선형 양자화
 (a) 선형 (b) 비선형
 Fig. 4. Linear quantization and Nonlinear quantization.
 (a) Linear (b) Nonlinear

V. DCT 계수의 웨이브렛 구조로 재배열

DCT에서의 각 8×8 블록을 웨이브렛 구조로 재배열하는 과정이다. 앞에서 설명한 DCT 계수들의 구조적 분포와 웨이브렛 변환의 다해상도 분해시 대역별 계수들의 특성이 그림 1과 그림 3에서 나타나 있다. 이들 그림에서와 같이 계수들의 방향성과 주파수 대역별 성분들의 유사한 성질을 이용한다. 먼저 그림 5의 상단 우측 그림과 같이 전체 영상에 대해 8×8 DCT를 취한다. 각각의 8×8 블록 계수에 대해, 방향성과 계수의 위치들을 고려하여야 한다. 그림 5의 상단 좌측 그림에서와 같이 각 블록의 DC 성분들은 각 블록에서 1×1, 남은 다른 계수들은 1×1, 2×2, 4×4 형태의 부분블록으로 나눈다. 그런 후 나눈 부분블록의 계수들을 방향성과 위치를 고려하여 그림 5의 아래 그림과 같이 전체 웨이브렛 구조의 형식으로 재배열한다.

DCT 각 블록 크기를 웨이브렛 구조의 전체 영상으로 재배열하기 위한 웨이브렛의 분해 레벨과 DCT 각 블록크기의 관계는 다음 식 (6)에서 알 수 있다.

$$M = \log_2 N \tag{6}$$

여기서 M은 분해 레벨의 수이며 N은 DCT 블록의 크기를 나타낸다. 본 논문에서는 DCT 8×8 블록을 사용하였기 때문에 웨이브렛 분해 레벨을 3레벨을 사용하여 위에서 설명한 계수들의 방향성과 위치를 고려하

여 웨이브렛 구조 형식으로 재배열할 수 있다.

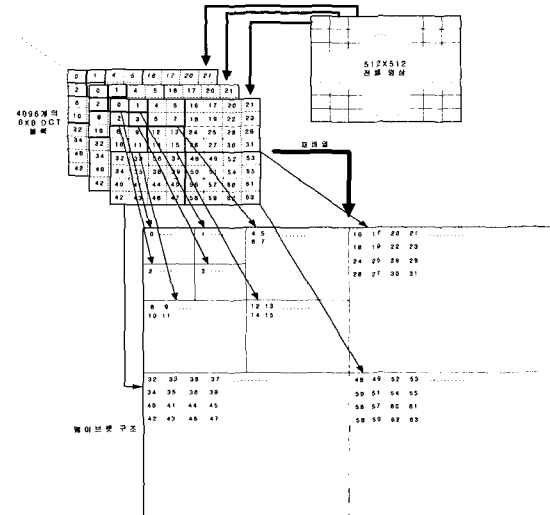


그림 5. DCT 계수들의 재배열 과정
 Fig. 5. Rearrange processing of DCT coefficients.

VI. 변환 계수들의 양자화

변환한 계수들을 부호화 하기 전에 비트율을 높이기 위해서 양자화를 수행한다. 일반적으로 인간의 시각은 공간 주파수의 특성과 방위각에 따라서 다르게 나타난다. 또한 고주파 대역에서의 잡음 효과에 둔감하고 수직, 수평 방향의 에지 계수들보다는 대각 방향의 에지 계수들에 덜 민감하다. 따라서 이런 인간 시각 특성을 반영하기 위한 양자화 방법이 필요하다.

본 논문에서는 인간 시각 특성을 반영하기 위하여 영상의 중요 정보가 들어 있는 저해상도 대역에 대해서는 양자화 간격(quantization step)을 전체적으로 좁게 하여 많은 양의 비트를 할당하고, 고해상도 대역과 대각 방향에 대해서는 양자화 간격을 넓게 하여 적은 양의 비트를 할당한다. 이런 과정을 통하여 전체적인 비트율을 유지하면서 재배열된 각 대역들의 특성을 살릴 수 있으며, 신호들의 통계 특성을 이용하여 양자화 오차를 최소화 할 수 있는 비선형 양자화기의 일종인 로이드-막스 양자화기를 변형한 형태의 스칼라 양자화를 사용하였다. 따라서 인간의 시각특성을 고려하기 위하여 주파수 성분과 분해 레벨에 따라 양자화 가중치를 다르게 설정하기 위하여 대각 방향 부대역과 낮은 레벨의 부대역 쪽에 더 넓은 데드존(dead zone)을 강제

로 삽입하였다.

분해 레벨 3의 저주파 부대역, 즉 DCT의 DC 성분들만 모여 있는 대역은 에너지가 가장 큰 계수들의 집합으로 영상에 대해 가장 중요한 성분들만 모여있다. 따라서 이 부분의 정보의 손실은 복원 영상의 화질에 매우 큰 영향을 미칠 수 있다. 그러므로 정보의 손실없이 부호화하는 것이 중요하므로 DPCM(Differential Pulse Code Modulation)을 통해 이전 화소와의 밝기의 차를 양자화하지 않고 허프만 코드를 할당하였다.

나머지 부대역에 대해선 기존의 로이드-맥스 양자화기를 변형한 형태이다. 인간의 시각 특성을 고려하기 위하여 대각 방향 부대역과 낮은 분해 레벨, 즉 더 높은 고주파 성분들이 모인 대역 레벨에 대해서는 더 넓은 데드존(dead zone)을 강제로 삽입한다. 그리고 식 (3)~식 (5)을 사용하여 양자화 오차를 최소화할 수 있도록 설계하였다. 분해 레벨 3의 고주파 부대역들은 에지 방향에 대한 중요 성분들로서 복원 영상의 화질에 또한 많은 영향을 준다. 따라서 이 부분은 인간의 시각 특성이 수직, 수평 방향의 에지 계수들보다는 대각 방향의 에지 계수들이 덜 민감하다는 성질을 이용하여 수직, 수평 방향의 성분들 대역에 대해선 데드존이 없는 원형(prototype) 양자화기를 사용한다. 그리고 대각 방향에 대해선 1.5배의 데드존을 갖는 변형된 양자화기를 사용한다. 다음은 분해 레벨에 따라 상위 레벨보다 2배 크기의 데드존을 갖게 하였다. 여기서 데드존의 크기는 양자화의 가중치가 된다.

그림 6에서는 위에서 설명한 양자화 방법을 그림으로 도시하였다. 여기서 d 는 양자화 오차를 최소로 하는 값으로서 양자화의 크기를 조절하고 비트율을 제어한다.

DC	d	$2d$	$4d$
d	$1.5d$	$2d$	
$2d$	$3d$		
$4d$		$6d$	

그림 6. 제안한 변환 계수들의 양자화 테이블
Fig. 6. Quantization table of proposed transform coefficients.

VII. 계수들의 부호화

중요 계수의 위치 정보를 부호화하는데 있어서 웨이블릿 변환 계수들의 대역간 상관관계를 이용한 방법이 제로트리 부호화라면, 각 대역내의 상관관계를 이용한 것이 줄길이 부호화이다. 각각의 경우 한가지의 상관관계를 주로 이용하고 있지만 이 두가지 상관관계를 모두 이용한다면 좀더 효과적으로 중요 계수의 위치 정보를 부호화 할 수 있을 것이다.

상위 분해 레벨의 계수값이 0이라면 그 계수와 같은 상대 위치에 있는 하위 분해 레벨의 네 개의 계수들도 모두 0일 가능성이 높다는 성질을 이용한 제로트리 부호화를 이용할 경우 이러한 분해 레벨간의 상관관계를 적절하게 이용할 수 있다.

먼저 분해 레벨 3의 고주파 대역에서 0 계수들 중 제로트리의 루트(root)인 계수를 찾는다. 분해 레벨 3의 계수가 0 일 때 같은 상대 위치의 분해 레벨 2에서의 4개의 계수들 모두가 0이고 또한 분해 레벨 1의 16개 계수들 모두가 0이라면 그 계수는 제로트리의 루트로 결정된다. 21개의 계수들로 구성된 이 트리내의 계수들 중 하나라도 0이 아닌 계수가 존재한다면 분해 레벨 3의 그 계수는 제로트리의 루트로 결정되지 않고 고립제로로 정하여 단지 하나의 중요 계수처럼 간주를 하여 부호화된다. 하지만, 제로트리 부호화를 이용할 경우 고립 제로를 고려하기 위해서 제로트리 루트 및 0이 아닌 계수들에 추가되는 비트가 생기고, 제로트리 루트를 부호화하는데 너무 많은 비트가 할당된다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 제로트리 루트의 위치 정보를 줄길이 부호화하여 추가 비트를 줄이고 제로트리 루트의 위치 정보를 효과적으로 부호화하고자 하였다.

제안한 위치 정보 부호화 과정은 다음과 같다. 우선 계수 형태를 탐색한다. 그런 후 마지막 레벨에서 제로트리의 루트일 경우 '0'을 할당하고 고립 제로이거나 중요 계수일 경우 '1'을 할당하여 중요 계수의 위치도 (significance map)를 작성하고 이를 줄단위 스캐닝을 이용한 줄길이 부호화로 부호화한다. 그리고 다른 하위 분해 레벨에서는 제로트리 루트가 아닌 계수들에 대해 계수값이 0이면 '0'을 할당하고 0이 아니면 '1'을 할당하여 역시 줄길이 부호화하여 중요 계수의 위치 정보를 부호화한다. 양자화 계수가 0이 아닌 중요 계수의 크기

정보를 부호화하는데 있어서 허프만 부호화를 이용하면 이상적인 압축율을 얻을 수 있다. 하지만 부호의 길이가 가변적이기 때문에 복호시 미리 부호의 길이를 알 수 없어 복호화 알고리즘이 복잡하다는 단점이 있다. 또한 허프만 트리 구조는 한쪽 방향이 기울어진 단방향 트리 구조를 가지고 있다. 실제적으로 양자화된 계수들은 0을 기준으로 대칭적인 분포를 나타내며 절대값이 클수록 발생 확률이 급격히 감소하는 특징을 나타냄을 알 수 있다. 그러므로 단방향 트리 구조를 가진 허프만 부호화를 사용하지 않고 여러 실험 영상을 이용하여 얻은 가변 길이 부호(variable length code)인 대칭적 양방향 트리 구조의 부호를 이용하는 것이 더 효율적이며 허프만 부호화보다 알고리즘이 간단하고 복호화 시간이 빠른 장점을 얻을 수 있다. 그림 7과 같은 대칭적 양방향 트리 구조를 이용하여 중요 계수들의 부호화 효율을 높일 수 있다. 즉, 양자화 후 발생하는 계수들을 발생 확률이 큰 계수들부터 양수 계수와 음수 계수 각각에 '0'과 '1'을 교대로 대칭적으로 붙여 나가면서 계수에 부호를 할당하는 방법이다.

예를 들어, 그림 제로나 중요 계수의 크기가 -2라면 001을 할당하고, 2인 경우에는 110을 할당한다.

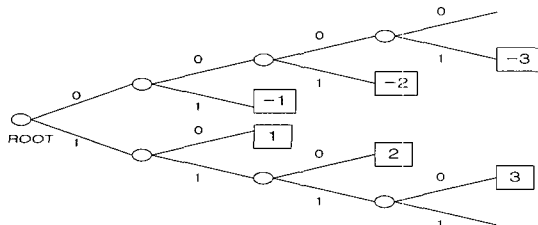


그림 7. 제안한 대칭적 양방향 트리구조 부호화
Fig. 7. Proposed symmetrical bidirection tree-structure coding.

VIII. 실험 결과

제안한 방법의 성능 평가를 위하여 PSNR을 이용하여 동일 비트율에서, DCT 기반의 대표적 정지영상 부호화 표준인 JPEG 알고리즘과 DCT 기반 웨이브렛 구조의 제로트리 부호화 방법을 이용한 논문의 결과들과 제안 알고리즘의 성능을 비교하였다. 그림 8은 제안 알고리즘의 성능 실험을 위한 테스트 영상인 512×512 크기의 Lenna, Bridge 그리고 Zelda영상이다.



(a)



(b)



(c)

그림 8. 성능 평가를 위한 실험 원영상
(a) Lenna (b) Bridge (c) Zelda
Fig. 8. Original images for performance test.
(a) Lenna (b) Bridge (c) Zelda

그림 9은 Lenna 실험 영상의 눈 부분, 그림 10는 Bridge 실험 영상의 특정 부분의 주관적 화질 정도를 비교하기 위해 JPEG 알고리즘과 제안 알고리즘 0.5 bpp에서의 영상을 확대하여 비교한 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 구획화 현상이 감소함으로써 주관적 화질이 개선됨을 알 수 있다.

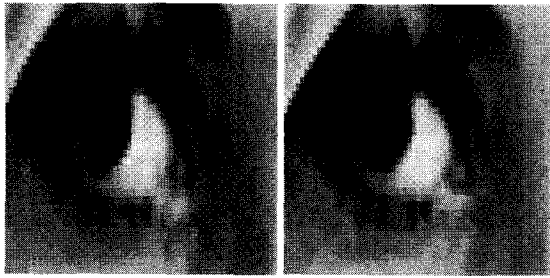


그림 9. Lenna 영상에 대한 실험 결과 (0.5 bpp)
 (a) JPEG (b) 제안 알고리즘
 Fig. 9. Simulation result for Lenna image (0.5 bpp).
 (a) JPEG (b) Proposed algorithm

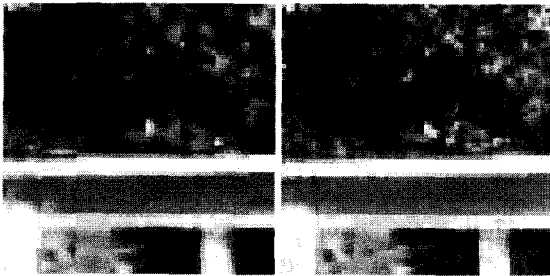


그림 10. Bridge 영상에 대한 실험 결과 (0.5 bpp)
 (a) JPEG (b) 제안 알고리즘
 Fig. 10. Simulation result for Bridge image (0.5 bpp).
 (a) JPEG (b) Proposed algorithm

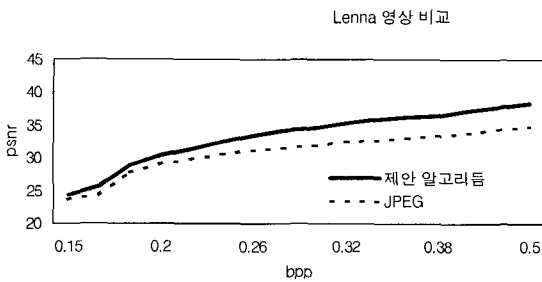


그림 11. Lenna 영상에 대한 JPEG과 제안 방법의 비교
 Fig. 11. Comparison of JPEG with proposed algorithm (Lenna).

그림 11과 그림 12는 Lenna 영상과 Bridge 영상의 비트율을 변화시켜 얻은 복원 영상의 결과이다. 전체적으로 높은 비트율에서는 PSNR이 3dB이상 좋아지는 것을 볼 수 있으나, 낮은 비트율에서는 PSNR의 차이가 감소됨을 알 수 있다. 하지만 Bridge 영상의 경우는

고주파 성분이 Lenna 영상보다 많이 포함되어 있기 때문에 PSNR 값이 Lenna 영상보다는 낮은 것을 알 수 있다.

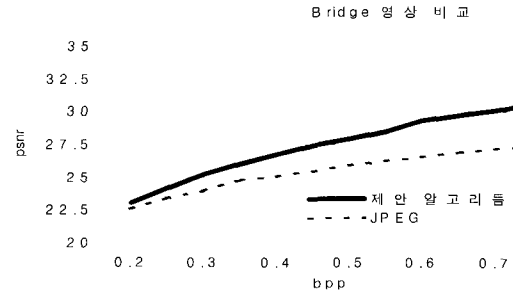


그림 12. Bridge 영상에 대한 JPEG과 제안 방법의 비교
 Fig. 12. Comparison of JPEG with proposed algorithm (Bridge).

Zelda 영상의 경우 그림 13에서 보는 바와 같이 Lenna 영상과 Bridge 영상에 비해 화질의 개선도가 월등하게 나타났으며, Lenna 영상과 Bridge 영상에서 나타난 저비트율에서의 화질 개선도 감소 현상도 나타나지 않고 전체적으로 비트율이 고루게 3dB 이상 높아짐을 알 수 있었다. 이것은 위에서 설명한 바와 같이 주파수 성분이 영상에 따라 각기 다르게 포함되어 있기 때문에 발생하는 현상으로 결국 위의 실험 영상 중에서 Zelda 영상이 Lenna 영상이나 Bridge 영상보다 비트율을 감소시키는 고주파 성분이 적다는 사실을 알 수 있다.

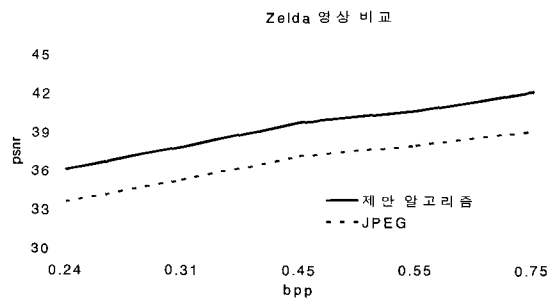


그림 13. Zelda 영상에 대한 JPEG과 제안 방법의 비교
 Fig. 13. Comparison of JPEG with proposed algorithm (Zelda).

표 1과 표 2는 Lenna와 Bridge 영상에 대한 DCT 기반 웨이블릿 구조의 제로트리 부호화를 사용한 기존의

논문[7]과 제안 알고리즘의 결과를 비교한 것이다. 표에서 보는 바와 같이 Lena 영상의 경우는 제안 알고리즘이 약 0.9~2dB 정도, Bridge 영상의 경우는 약 0.3~2dB 정도 복원 영상의 화질이 개선됨을 알 수 있다.

표 1. 기존 방법과 제안 방법 비교 (Lena 영상)

Table 1. Comparison of existing method with proposed algorithm.

Rate(bpp)	PSNR(dB)	
	DCT-Based Embedded Coder ^[7]	제안 방법
0.25	32.25	33.14
0.50	36.00	38.41
0.75	38.06	40.43

표 2. 기존 방법과 제안 방법 비교 (Bridge 영상)

Table 2. Comparison of existing method with proposed algorithm.

Rate(bpp)	PSNR(dB)	
	DCT-Based Embedded Coder ^[7]	제안 방법
0.25	23.87	24.17
0.50	26.59	27.89
0.75	28.74	30.65

IX. 결 론

본 논문에서는 DCT의 DC 계수에 에너지 집중도가 좋은 장점의 이용과 더불어 대역간 상관 관계와 대역 내 상관 관계를 동시에 효율적으로 이용한 정지 영상 압축 부호화 기법을 제안하였다. 제안 알고리즘은 인간의 시각특성을 고려한 스칼라 양자화의 일종으로 각 대역들에 대해서는 양자화 오차를 최소화할 수 있는 로이드-막스 양자화를 변형하여 주파수 성분의 분해 레벨에 따라 양자화 가중치를 다르게 설정하여 대각 방향 부대역과 낮은 레벨의 부대역 쪽에 더 넓은 데드 존(dead zone)을 강제로 삽입하여 양자화 오차를 최소

화할 수 있도록 설계된 적절한 양자화 방법을 사용한다. 또한 제로트리 부호화 방법을 이용할 경우 고립 제로를 고려하기 위해서 제로트리 루트 및 0이 아닌 계수들에 추가되는 비트가 생기고, 제로트리 루트를 부호화하는데 많은 비트가 할당되는 단점을 보완하기 위하여 제로트리 루트의 위치 정보를 줄길이 부호화하여 추가 비트를 줄임과 동시에 알고리즘이 간단하고 복호화 시간이 빠른 장점을 가지는 대칭적 양방향 트리 구조를 이용한다. 중요 계수들의 부호화 효율을 높일 수 있는 부호화 방법의 사용으로 기존의 JPEG이나 기존의 알고리즘보다 우수한 화질 향상을 이룰 수 있었다. 그리고 같은 비트율에서는 블록화 현상의 감소로 인하여 주관적 화질 또한 개선된다는 결론을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] A. N. Netravali and J. O. Limb, "Picture coding : A review," *Proc. IEEE*, vol. 63, pp. 366-406, Mar. 1980.
- [2] A. K. Jain, "Image data compression : A review," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp. 349-389, Mar. 1981.
- [3] Roger J. Clarke, *Digital Compression of Still Images and Video*, Academic Press, 1995.
- [4] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 2, pp. 647-693, July 1989.
- [5] O. Rioul and Vetterli, "Wavelet and Singnal Processing," *IEEE SP Magazine*, pp. 14-33, Oct. 1991.
- [6] Jae S. Lim, *Two-dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.
- [7] Zixiang Xiong, Onur G. Guleryuz and Michael T. Orchard, "A DCT-Based Embedded Image Coder," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 3, no. 11, pp. 289-290, Nov. 1996.

저 자 소 개



金正植(正會員)

1997년 경일대학교 전자공학과 졸업(학사). 2000년 성균관대학교 대학원 전기전자및컴퓨터공학과(공학석사). 2000년~현재 성균관대학교 대학원 전기전자및컴퓨터공학과 박사과정 재학 중. 관심분야 : 영상신호처리,

영상통신, 워터마크 등



金應成(正會員)

1989년 성균관대학교 전자공학과 졸업(학사). 1992년 성균관대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1998년 성균관대학교 대학원 전자공학과(공학박사). 1995년~2000년 성균관대학교 과학기술연구소 연구전담요원.

2000년~현재 경기공업대학 컴퓨터정보시스템과 전임강사. 관심분야 : 영상처리, 영상통신, 신경회로망 등

李根泳(正會員) 第35卷 S編 第 1 號 參照