

형태학적 마스크 확장을 이용한 웨이블릿 계수의 영상압축 알고리즘

조상진 · 추형석 · 안종구
전기전자정보시스템공학부

<요 약>

본 논문에서는 EZW에서 사용한 제로트리 개념을 중요계수에 적용시키고, 선택된 중요 계수를 중심으로 형태학적 확장을 시행하여 중요계수의 위치를 코딩하였다. 형태학적 확장을 적용시키는 과정에서 마스크의 중심을 중요계수에만 한정시킨다면, 어떤 경우에는 단독 중요계수(*isolated significant coefficients*)를 코딩하지 못하는 경우가 발생하게 되므로 본 논문에서는 마스크의 중심이 적응적으로 변화하도록 하여 단독 중요계수의 손실이 최소화 되도록 하였다. 적응적 마스크의 확장을 이용한 코딩법은 불필요한 코딩의 수를 줄이게 되고, 비트율(*bit-rate*)을 낮출 수 있음을 실험을 통하여 확인할 수 있었다.

Image Coding Algorithm using Morphological Mask Dilation for Wavelet Coefficients

Sang Jin Cho · Hyung Suk Chu · Chong Koo An
School of Electrical Engineering

<Abstract>

In this paper, the location of the significant coefficients is possibly found with the mask operations and the magnitude of the coefficients is reconstructed using SAQ by taking advantage of EZW and MRWD. If only significant coefficients are used on the center of the mask operations, the isolated significant coefficients are not able to be coded in some cases, therefore the center of mask is changed adaptively. The results

of experiments show that the number of coding and bit-rate is lowered by the method of coding with the adaptive dilation of the mask.

I. 서론

영상 신호 압축 기법에는 크게 두가지로 나뉘는데, 변환을 이용한 압축 방법과 이용하지 않은 압축 방법이 그것이다. 변환 방법에는 FFT(*Fast Fourier Transform*), DCT(*Discrete Cosine Transform*), KLT(*Karhunen-Loeve Transform*)[1], DWT(*Discrete Wavelet Transform*) 등이 있다. KLT는 가장 이상적인 변환 방법으로 알려져 있으나 계산이 너무 복잡하여 사용하기에는 불편한 반면에 DCT는 계산 과정이 간단하고 영상의 DC성분과 저주파 성분이 한쪽으로 몰려 코딩하기에 편리하다는 장점이 있어 JPEG[2]에 사용된다. 하지만 DCT는 기저함수(*basis function*)를 코사인 함수로 제한하는 반면, DWT는 기저함수의 제한을 거의 받지 않으며 다분해능(*multiresolution*)을 구현한다는 장점이 있어 최근에 많이 사용되는 변환방법이다[3].

영상의 웨이블릿 변환을 통하여 얻어진 계수들은 시간-주파수 국소성(*spatial-frequency localization*), 에너지 집중성(*energy compaction*), 중요계수들의 군집성(*clustering of significant coefficients*), 그리고 서브밴드간의 계수크기의 쇠퇴성(*decay of magnitude of wavelet coefficients across subbands*), 서브밴드간의 유사성(*cross-subband similarity*) 등의 장점이 있기 때문에 영상 압축에 많이 이용되고 있다.

EZW[4]와 SPIHT[5]는 계수의 쇠퇴성을 이용하여 트리구조를 만들어 코딩하였고, MRWD[6]와 SLCCA[7]는 계수의 군집성을 이용하여 클러스터를 만들어 코딩하였다. EZW와 SPIHT는 서브밴드간의 비중요계수들의 의존성을 이용하여 제로트리를 만드는 반면에, MRWD와 SLCCA는 서브밴드 내의 중요계수들의 군집성을 이용하여 마스크를 통한 클러스터링을 한다. 여기서는 EZW와는 다르게 중요계수들의 의존성을 이용하여 서브밴드간의 중요계수를 엮어나가는 차이점을 보인다. 그 결과 복원된 영상의 PSNR을 비교해 보면 블록을 기반으로 한 변환 방법보다 1-3dB정도 우수함을 알 수 있다[7].

본 논문에서는 형태학적 확장기법을 이용한 마스크 연산을 통하여 중요계수의 위치를 코딩하고, 복원을 위한 서브오디네이트 리스트(*subordinate list*)와 부호 비트열을 동시에 만들게 된다. 이러한 일련의 과정은 임계값(*threshold*)의 변화에 따라 단계별로 적용되며, 원하는 비트율에 도달할 때까지 산술 부호화(*arithmetic coding*)[8]와 함께 수행하게 된다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 임베디드 코딩을 수행하기 위한 SAQ에 대하여 알아보고, III장에서는 영상의 형태학적 처리에 대하여 언급하였다. 그리고 IV장에서 본 연구에서 제안한 알고리즘을 설명하였으며, V장에서는 실험 결과에 대하여 논의하고 마지막으로 VI장에서 결론을 맺는다.

II. SAQ

임계값이 단계별로 변화하면서 영상을 코딩하는 임베디드 코딩(*embedded coding*)을 수

행하기 위해서는 SAQ(*successive - approximation quantization*)가 적용된다. SAQ는 계수의 크기값을 복원하기 위한 비트열을 필요로 하는데, 이러한 비트열은 인코딩(*encoding*) 과정에서 중요계수를 발견하게 되면, 임계값의 변화 상태에 따라 결정하게 된다.

인코딩을 수행하는 동안에 두 가지의 비트열을 얻을 수 있는데, 도미넌트 리스트(*dominant list*)와 서브오디네이트 리스트(*subordinate list*)가 그것이다.

도미넌트 리스트는 웨이블릿 계수를 임계값과 비교해가며 각각의 계수들에 대해 적당한 심볼을 할당하게 된다. 여기에는 중요계수와 비중요계수 모두가 심볼을 할당받아 인코딩하게 되는데, 이들 중 중요계수 해당하는 심볼을 부여할 때는 그 계수의 절대치 크기값을 나타내기 위한 비트가 모여 서브오디네이트 리스트를 만들게된다.

서브오디네이트 리스트는 중요계수의 크기를 나타내기 위한 비트열로서, 각각의 중요계수에 대해 1비트로 표현한 것이다. 중요계수의 값이 복원될 값의 구간에서 중간 이상의 값을 가지게 되면 '1'의 한 비트가 추가되고, 중간보다 작으면 '0'의 한 비트가 추가된다[4]. 이 때 구간은 임계값의 범위를 나타내는 것이고, 중요계수는 임계값을 T라고 하면 계수들의 절대값이 T와 2T사이에 있는 계수들을 의미하는 것이다. 이 계수가 2T와 (2T+T)/2 사이에 있으면 '1', (2T+T)/2에서 T 사이에 있으면 '0'이라 둔다. 이렇게 구한 비트열을 가지고 디코더에선 매트릭스를 구성하여 업데이트 된 구간과 비교해서 복원값을 결정하는 것이다. 이런 방법으로 계수의 값을 결정하게 되면 임계값을 낮출수록 복원값이 압축전의 값과 가까워져서 해상도가 높아진다.

III. 형태학적 처리

3.1 영상의 형태학

영상의 형태학은 영상 내의 물체 구조를 연구하는데 적합하다. 영상의 전처리 과정과 초기 물체 식별 과정과 함께, 형태학적 기법들은 영상 내 물체의 내재하는 구조를 명백하게 하는 작용을 한다.

형태학적 연산에는 침식(*Erosion*), 팽창(*Dilation*), 개방(*Opening*), 폐쇄(*Closing*)를 기본 연산으로 하여 이진(*binary*) 영상에서는 외곽선 검출(*Outlining*)과 골격화(*Skeletonization*) 등을, 흑백(*gray-scale*) 영상에서는 Top-Hat과 Well 변환, 형태학적 기울기(*morphological gradient*), 분기점 에지 검출(*watershed edge detection*) 등을 수행한다.

이진 영상에서의 팽창 연산은 입력값과 주변값이 모두 '0'인 경우를 제외한 나머지 경우에 출력값은 '1'이되게 된다. 즉, 마스크의 내부에 '0'이 아닌 '1'이 하나라도 존재한다면 출력은 '1'이 되는 것이다. 침식 연산은 팽창 연산의 반대이며, 개방은 침식 후 팽창, 폐쇄는 팽창 후 침식 연산을 수행하는 것이다. 이러한 연산의 결과는 물체 내부의 잡음을 없애기도 하고, 외부의 단일 화소를 없애기도 한다. 본 논문에서는 확장의 수단으로 마스크를 이용하게 되고 마스크의 크기만큼 확장하게 된다.

3.2 수학적 형태학

팽창(혹은 확장) 연산이 적용될 집합 A와, 어떤 구성소(structuring element)를 나타내는 집합 B가 있다고 가정하고, “ \oplus ”는 형태학적 팽창 연산자, “ \setminus ”는 차집합 연산자라고 정의한다. 확장된 집합 $A \oplus B$ 는 집합 B가 집합 A의 각각의 원소의 중심이 될 때 집합 B의 영향을 받는 합집합이다. $A \oplus B$ 는 $A \cup (A \oplus B \setminus A)$ 로 쓸 수 있으며, 여기서 $(A \oplus B) \setminus A$ 는 확장에 의해 얻어진 집합의 내부, A가 없는 집합이다. 이 과정들은 그림 1에 나타나 있다. 어떠한 구성소를 가진 집합 B는 확장 연산에 있어서 한 화소 크기만을 확장할 것인가, 아니면 다른 어떠한 형태를 기준으로 해서, 즉, 마스크의 형태로 확장할 것인가를 결정하는 것이다.

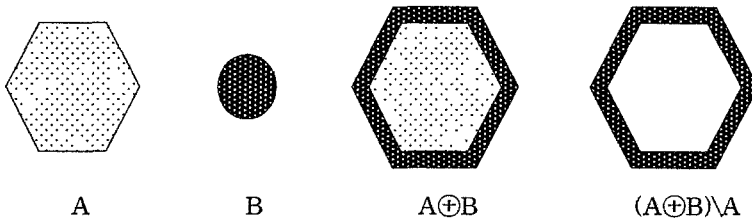


그림 1. 수학적 형태학에서의 팽창 연산
Fig. 1. Dilation in mathematical morphology

IV. 제안한 알고리즘

마스크를 이용한 방법들은 마스크의 내부에 존재하는 중요계수만을 검색해 왔다. 이는 중요계수와 함께 마스크 내부에 존재하는 비중요계수를 같이 코딩하게 되지만, 비중요계수의 코딩수를 최소화하여 전체 코딩수를 줄일 수 있다는 장점이 있다. 하지만 마스크를 통하여 중요계수를 찾아가는 과정에는 몇가지 문제점이 발견된다. 마스크의 크기는 한정되어 있으므로 마스크의 범위를 벗어난 중요계수에 대해서는 코딩할 수 없고, 이를 해결하기 위하여 마스크의 범위를 늘리게 되면 최소한의 비중요계수를 코딩하기 위해 마스크를 사용한다는 본래의 취지를 벗어나게 될 뿐만 아니라, 코딩의 수도 마스크의 크기에 비례해 증가하므로 비트율을 줄이는데 효과적이지 못하다.

본 논문에서는 최소한의 크기의 마스크로 최대의 검색 영역을 만들어 내는 마스크 확장법을 제안한다.

웨이블릿 계수의 균집성에 적합한, 마스크를 이용한 코딩은 저주파 영역에서 대부분의 중요계수를 찾을 수 있다. 하지만 고주파 영역으로 이동할수록 중요계수는 단독으로 나타나는 경향이 있다. 이러한 경우 단순한 마스크의 확장을 이용한다면 중요계수를 코딩하지 못하는 상황이 발생하게 된다. 마스크의 크기를 넓힌다면 단독 중요계수는 마스크의 영역에 포함되어 코딩할 수 있게 되겠지만, 앞서 설명했듯이 마스크의 크기는 코딩 수에 직접적으로 연관이 있으므로 함부로 늘리 수는 없다. 이를 해결하기 위한 방법으로, 중요계수에서의 마스크 단순 확장(그림 2(a))과 더불어 비중요계수에서의 조건부 확장(conditioned dilation)을 적용한다.

조건부 확장은 마스크의 영역 밖에 있는 중요계수를 찾아낼 수 있는 방법으로 마스크 확장은 사용자가 설정해 놓은 조건 아래에서 수행된다. 본 논문에서의 확장 조건과 수행 과정은 다음과 같다.

- 마스크 검색 도중에 비중요계수를 발견하면, 비중요계수 방향으로 마스크가 겹치지 않도록 임시 마스크를 설정한다.(그림 2(b))
- 임시 마스크의 내부에 중요계수가 존재하면, 마스크 확장 심볼을 부여하고 발견된 중요계수는 시드에 포함시킨다.

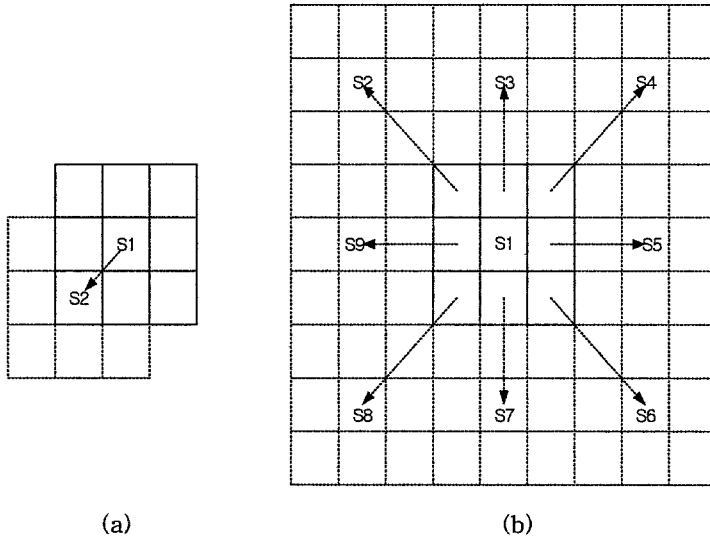


그림 2. 마스크 확장 영역
Fig. 2. Mask dilation area

그림 2는 일반적인 확장법과 제안한 확장법을 비교하여 나타낸 것이다. 그림 2(b)에서 S1을 중심으로 주변의 8개의 계수들을 검색하게 되는데, 만약 비중요계수가 발견되면 마스크를 확장하게 되는데, 마스크의 중심은 S2 ~ S9들 중 하나가 된다.

V. 실험결과

본 논문에서는 영상을 이산 웨이블릿 변환시키고, 얻어진 계수를 형태학적 마스크의 확장을 통하여 중요계수를 코딩하였다. 본 실험에서는 왜곡을 최소화하기 위하여 모서리에서의 영상정보를 필터의 차수에 맞추어 대칭적으로 확장(*symmetric extension*)하는 방법을 이용하였다. 이 때 각 단계별 코딩 수의 변화가 기존의 방법에 비해 어떠한 차이점을 가지고, 영상을 복원시켰을 때 PSNR의 향상 정도를 비교하는데 목적을 두었다.

영상신호의 경우에는 PSNR(*peak signal to noise ratio*)를 이용하여 왜곡의 정도를 표시하는데, 예를 들어 512×512의 크기를 가지고 8bpp(*bits per pixel*)로 구성된 흑백 영상의 경우는 (1)식으로 표현할 수 있다. [4]

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{D} \quad (1)$$

여기서 D 는 원래 영상과 압축 복원한 영상간의 MSE(Mean Squared Error)를 의미하며, 255는 하나의 화소가 가질 수 있는 최대값을 의미한다.

코딩은 웨이블릿 계수의 특성 중 중요계수들의 군집성과 서브밴드간의 계수크기의 쇠퇴성을 이용하여 수행하였고, 웨이블릿 계수 중에서 임계값을 기준으로 중요계수를 선택, 코딩하는 과정에 서브밴드간의 의존성을 중요계수에 적용하여 LS심볼을 사용하였다. 상위 밴드의 중요계수 위치는 하위 밴드에 중요계수가 존재할 확률이 높아, 만약 하위 밴드의 중요계수를 발견하면 주변의 중요계수는 마스크의 영역 내에서 코딩이 가능해진다. 하지만, 웨이블릿 계수는 중요계수보다 비중요계수가 더욱 의존성이 강하여 LS심볼은 EZW의 제로트리루트(zerotree root)심볼 만큼 강력하지는 않음이 밝혀졌다. 마스크의 확장기법은 그림 3과 그림 4에서 볼 때, 비트율이 낮을 때가 높을 때보다 더 우수한 성능을 보임을 알 수 있는데, 이것은 임계값이 높을 경우 중요계수는 저주파 영역에 몰려있어 대부분 찾아낼 수 있기 때문이다. Lenna 영상과 BARBARA 영상을 기존의 EZW와 비교해 볼 때 비트율이 낮을수록 더 향상된 결과를 얻을 수 있었고, 반대로 비트율이 높아지면 향상도가 떨어짐을 알 수 있다. 따라서 영상이 저주파 성분을 많이 포함한 영상에 대하여는 제안한 알고리즘이 효과적이거나 고주파 성분이 강한 영상에 대해서는 알고리즘의 개선이 필요함을 알 수 있었다.

표 1. Lenna 코딩 결과
Table 1. Result for Lenna image

Threshold	PSNR	Bit-rate	중요계수 개수	심볼수
8192	9.4037	0.0003	30	64
4096	15.9932	0.0008	64	77
2048	17.7040	0.0013	73	81
1024	19.0860	0.0025	109	328
512	21.2846	0.0058	251	970
256	23.5312	0.0140	624	2426
128	26.0479	0.0340	1570	5793
64	28.9109	0.0811	3808	13337
32	31.6290	0.1731	8247	24421
16	34.1921	0.3499	17084	44676

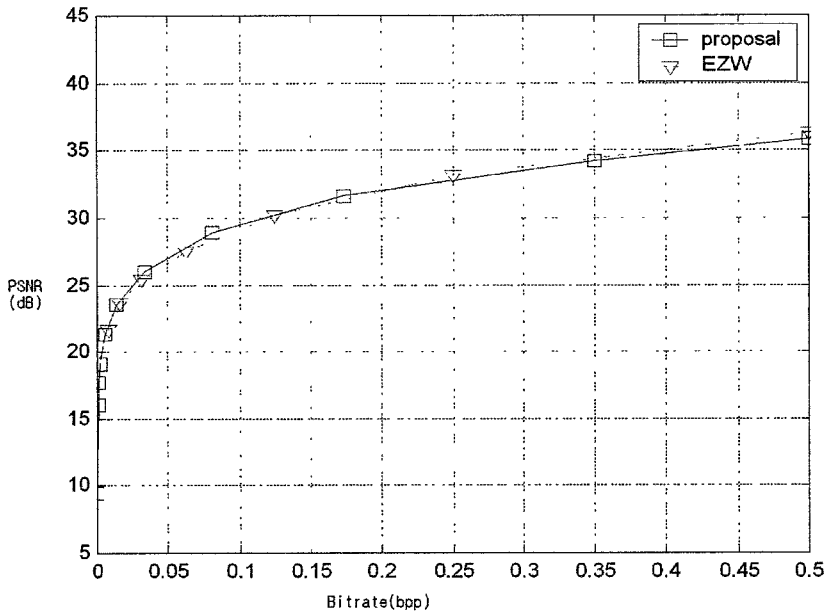


그림 3. EZW와 mask 확장 (Lenna)

표 2. BARBARA 코딩 결과

Table 2. Result for BARBARA image

Threshold	PSNR	Bit-rate	중요계수 개수	심볼수
8192	8.8763	0.0003	19	64
4096	15.967	0.0007	63	78
2048	17.058	0.0012	69	66
1024	18.559	0.0024	112	310
512	19.887	0.0053	225	825
256	21.317	0.0125	568	1976
128	22.604	0.0305	1428	4929
64	25.263	0.1130	6450	20690
32	28.820	0.3081	18356	45021
16	31.679	0.6384	36425	70771

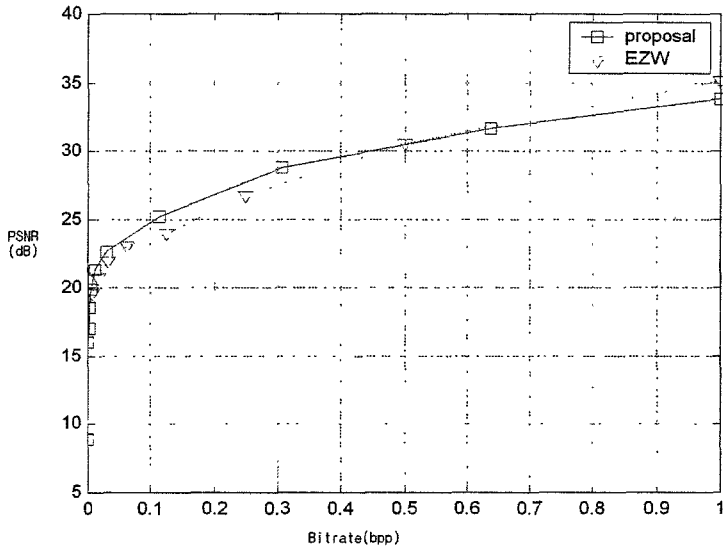


그림 4. EZW와 mask확장 (BARBARA)

5.1 LENA 결과 영상

다음의 영상은 표 1의 각 단계별 영상이다.



그림 5-1. 원 영상

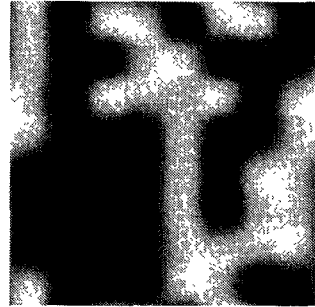


그림 5-2. 1단계 결과 영상

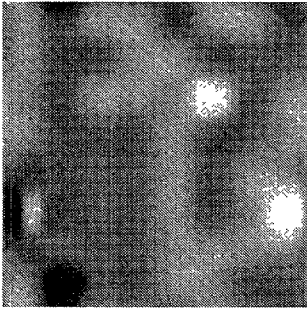


그림 5-3. 2단계 결과 영상

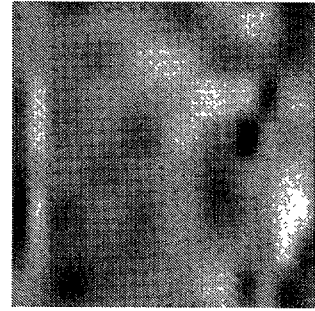


그림 5-4. 3단계 결과 영상

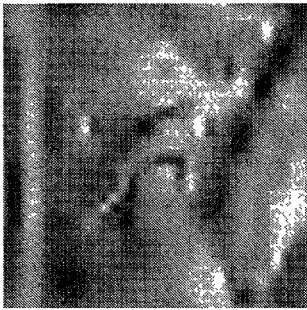


그림 5-5. 4단계 결과 영상

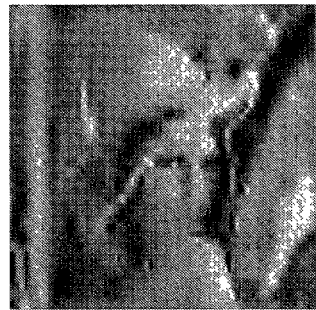


그림 5-6. 5단계 결과 영상



그림 5-7. 6단계 결과 영상



그림 5-8. 7단계 결과 영상



그림 5-9. 8단계 결과 영상



그림 5-10. 9단계 결과 영상



그림 5-11. 10단계 결과 영상

VI. 결 론

본 논문에서는 마스크의 확장을 적응적으로 변화시키는 알고리즘에 대해 연구를 수행하였다. 일반적으로 마스크는 컨벌루션의 연산으로 수행을 하나, 본 논문에서는 형태학적 연산인 팽창 연산의 원리를 이용하였다.

마스크의 확장 기법은 그림 3과 그림 4를 볼 때, 비트율이 낮을 때가 높을 때보다 더 우수한 성능을 보임을 알 수 있는데, 이것은 임계값이 높을 경우 중요계수는 고주파 영역에 몰려있어 대부분 찾아낼 수 있기 때문이다. 따라서 영상이 고주파 성분을 많이 포함한 영상에 대해서는 제안한 알고리즘이 효과적이나 저주파 성분이 강한 영상에 대해서는 알고리즘의 개선이 필요하다. 저주파 영역의 중요계수에 대해서는 각각의 서브밴드를 따로 코딩하는 방향을 검토해 보면 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각한다.

참고문헌

1. W. B. Davenport, Jr. and W. L. Root, "An introduction to the theory of random signal and noise", New York: McGraw Hill, 1958, pp. 96-99.
2. G. K. Wallace, "The JPEG still picture compression standard", Communications of the ACM, vol. 34, pp. 30-40, Apr. 1991
3. I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia: 1992
4. J. M. Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients", IEEE Trans. Signal Processing, vol. 41, pp. 3445-3462, Dec.1993.
5. A. Said and W. A. Pearlman, "A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees", IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 6, pp. 243-250, June 1996.
6. S. Servetto, K. Ramchandran, and M. T. Orchard, "Image coding based on morphological representation of wavelet data", IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, pp. 1161-1174, Sep. 1999.
7. Bing-Bing Chai, Jozsef Vass and Xinhua Zhuang, "Significance-linked connected component analysis for wavelet image coding", IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, pp. 774-784, June 1999.
8. Ian H. Witten, Radford M. Neal, and John G. Cleary, "Arithmetic coding for data compression", Communications of the ACM, vol. 30, pp. 520-540, June 1987.