

효율적인 공간 양자화를 이용한 웨이블릿 영상 부호화

양창모, 호요성
 광주과학기술원 정보통신공학과
 광주광역시 북구 오룡동 1번지

Wavelet-based Image Coding using Efficient Space Quantization

Chang-Mo Yang and Yo-Sung Ho
 Kwangju Institute of Science and Technology (K-JIST)
 1 Oryong-dong, Puk-gu, Kwang-ju, Korea
 E-mail: cmyang@gogh.kjist.ac.kr, hoyo@kjist.ac.kr

요약

본 논문에서는 SPIHT 알고리즘을 기반으로 Rate-Distortion 개념을 적용하여 Tree의 중요도를 예측하고 Tree를 최적화하는 효율적인 공간 양자화 방법을 제안한다. 일반적으로 웨이블릿 변환을 이용하는 양자화는 공간 양자화와 주파수 양자화의 두 과정을 갖는다. 공간 양자화에서는 주어진 임계값과 비교하여 Tree내에 중요한 계수가 있는지를 판단하여 그 위치를 부호화하며, 주파수 양자화에서는 중요하다고 판단된 계수들의 크기를 부호화한다. Tree의 중요도를 예측하는 단계에서는 지역 마스크를 이용하여 Tree 부모의 지역 분산값을 구한 후, 이 값을 이용하여 Tree를 정렬하고 Rate-Distortion의 관점에서 두 개의 부가정보를 부호화하여 전송한다. Tree의 중요도를 예측할 수 없다고 판단되는 Tree에 대해서는, SPIHT 알고리즘의 Tree를 최적화하기 위해, 너비우선 탐색 방법을 사용하여 Rate-Distortion의 관점에서 중요하지 않다고 판단되는 Tree를 잘라낸다.

1. 서론

최근 멀티미디어 통신 서비스에 대한 관심이 높아지면서 정지영상이나 동영상보다 효율적으로 저장하거나 전송하는 여러 가지 방법들이 연구되고 있다. 특히 현재 표준화가 진행되고 있는 차세대 정지영상 압축 표준인 JPEG 2000에서 기존의 표준에서 사용하던 DCT 변환 대신에 웨이블릿 변환을 채택한 뒤로, 웨이블릿 변환을 이용한 영상압축 방법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. DCT 변환을 사용하는 기존의 정지영상 압축 방식에서는 영상을 일정한 크기를 가지는 블록으로 분할하여 독립적인 양자화를 수행하기 때문에, 낮은 비트율에서 블록화 현상이 발생한다. 그러나 웨이블릿 변환을 사용하는 영상압축 방식은 영상 전체에 대한 변환을 수행하고 각 계수들은 주어진 임계값과 비교하여 양자화를 수행하기 때문에 다중해상도 표현과 계층적인 양자화를 이용하여 임베디드(Embedded) 비트열을 만들기에 적합하다.

웨이블릿 변환을 사용하는 초기의 영상압축 알고

리즘들은 대역내 계수들의 상관관계만을 이용하였다. 그러나 대역간 계수들의 상관관계가 알려지면서 대역간의 의존성을 이용한 영상압축 방법들이 소개되었다. Shapiro가 제안한 EZW(Embedded Image Coding using Zerotrees of Wavelet Coefficients) 알고리즘은 대역간 상관관계를 이용하여 웨이블릿 계수 Tree를 구성하고, 제로트리(Zerotree)의 개념을 도입하여 일정한 임계값에 대해서 중요도 Map을 구성하여 부호화하는 대표적인 웨이블릿 부호화 알고리즘이다[1]. 최근 Said와 Pearlman이 제안한 SPIHT(Set Partitioning in Hierarchical Trees) 알고리즘에서는 웨이블릿 계수들 중요도에 따라 부분집합으로 분할하고, 분할된 계수들을 양자화하는 과정을 반복적으로 수행한다[2].

EZW나 SPIHT 부호화 알고리즘은 모두 웨이블릿 변환 계수의 절대값만을 이용하여 Tree의 중요도를 평가하고 부호화하였다. 그러나 이러한 부호화 방식은 Rate-Distortion의 관점에서 살펴보면 별로 효율적이지 못하다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 SPIHT 알고리즘을 기반으로 Rate-Distortion의 개념을 적용하여 Tree의 중요도를 예측하고, 예측할 수 없는 Tree에 대해서는 새로운 방식으로 중요 Tree를 선택하는 효율적인 공간 양자화 방법을 제안한다.

2. 웨이블릿 변환과 Tree 구조

웨이블릿 변환은 입력되는 영상 신호에 다상 분해를 수행하는 변환 방식이며, 일반적으로 QMF(Quadrature Mirror Filter)를 이용하여 구현된다. 웨이블릿 변환을 이용하여 영상의 수평 방향과 수직 방향으로 저주파 대역 필터와 고주파 대역 필터를 적용하고 2:1의 부표본화(Sub-Sampling)를 수행하여 영상을 주파수 영역별로 4개의 대역으로 분할한다[3]. 이러한 과정을 통해 얻어진 가장 낮은 주파수 대역에는 영상의 대부분의 신호 에너지가 몰려 있으므로, 이 주파수 대역에 앞서 설명한 분할 과정을 반복적으로 수행하여 다음 계층의 대역을 얻는다.

일반적으로 영상이 웨이블릿 변환에 의해 여러 개의 주파수 대역으로 분할되면 대부분의 고주파 대

역 계수들은 매우 작은 값을 가진다. 그러나 몇몇 고주파 대역의 계수들은 비교적 큰 값을 갖는데, 이러한 계수들을 효율적으로 부호화하기 위해 대역간의 상관관계를 이용한다. 그림 1은 웨이블릿 계수들의 대역간 상관관계를 보여주고 있다.

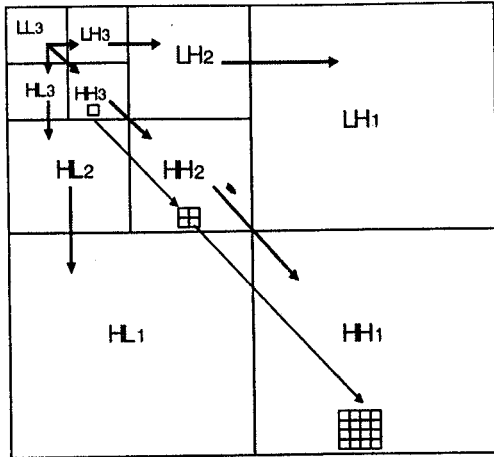


그림 1. 웨이블릿 계수의 대역간 상관관계

그림 1에서 보인 것처럼, 웨이블릿 변환 계수들은 다른 계층의 동일한 방향에 있는 계수들과 상관관계를 가지고 있다. 이러한 상관관계는 일반적으로 나무구조(Tree Structure)를 이용하여 나타내는 것이 편리하다. 나무구조 계수들의 상관관계에 따라서 새로운 용어들을 정의한다. 먼저 나무구조에서 상위 계층의 노드를 부모(Parent) 노드라고 정의하고, 부모 노드의 하위 계층에 존재하는 계수들을 후손(Descendant) 노드라고 정의한다. 부모 노드의 바로 아래 계층에 존재하는 계수들을 자식(Children) 노드라고 말하며, 하위 계층에 있는 계수들을 기준으로 상위 계층에 존재하는 계수들을 선조(Ancessor) 노드라고 일컫는다.

일반적으로 웨이블릿 변환을 기반으로 하는 부호화 알고리즘에서는 대역간의 부모-자식간 상관관계를 이용하여 주어진 임계값과 비교하여 부호화한다. 만약 Tree 내의 모든 계수들이 주어진 임계값보다 작은 절대값을 갖는다면 하나의 비트를 할당하여 Tree를 부호화할 수 있는데, 이러한 Tree를 제로트리(Zerotree)라고 부르며, 이러한 양자화 방법을 제로트리 양자화라고 말한다.

3. 공간 양자화 알고리즘

본 논문에서는 SPIHT 알고리즘을 기반으로 하는 효율적인 공간 양자화 방법을 제안한다. SPIHT 알고리즘에서는 중요도 맵(Significance Map)의 구성과 연속근사 양자화(Successive-Approximation Quantization, SAQ)를 수행하기 위하여 LSP(List of Significant Pixels), LIP(List of Insignificant Pixels), LIS(List of Insignificant Sets)의 3가지 리스트를 정의한다. LSP는 중요하다고 판단된 웨이블릿 계수들을 포함하며, LIP는 중요하지 않다고 판단된 계수들을 포함한다. LIS는 중요하지 않다고 판단된 계수들의 Tree Root를 포함한다.

전체적인 양자화 알고리즘은 (1) 초기화 (2) Sorting Pass (3) Refinement Pass (4) 임계값 갱신의 4단계로 이루어진다. 이러한 단계 중 가장 많은 부호화 비트가 사용되는 단계는 Sorting Pass이며, 특히 공간 양자화 단계를 포함하고 있는 LIS Sorting Pass에서 가장 많은 부호화 비트가 사용된다.

본 논문에서는 LIS Sorting Pass의 공간 양자화보다 효율적으로 수행하는 부호화 알고리즘을 제안한다. 제안하는 공간 양자화 알고리즘은 크게 (1) 지역 분산에 따른 Tree 재정렬 (2) Tree의 중요도 예측 (3) Tree 최적화의 3단계를 갖는다.

3.1 지역 분산에 따른 Tree 재정렬

앞에서 언급한 것과 같이 LIS Sorting Pass에서 가장 많은 비트가 사용되므로, 부호화나 복호화를 수행할 때에 이 단계에서 부호화나 복호화 동작을 멈추는 경우가 종종 발생한다. 그러므로 Tree의 중요도에 따라서 Tree를 재정렬하면 주어진 비트에서 왜곡의 증가량을 효율적으로 감소시킬 수 있다.

그림 2는 부모 노드의 지역 분산값과 후손 노드의 최대값과의 상관관계를 보여주고 있다. 그림 2에 보인 것처럼, 부모 노드의 지역 분산값이 클수록 후손 노드에 큰 값을 갖은 계수가 존재할 확률이 높다. 따라서 부모 노드의 지역 분산값이 클 경우, 중요 Tree로 분류될 확률이 높다. 지역 분산값은 양자화된 값을 이용하여 역방향 평가에 의해 계산되기 때문에 부호기는 추가적인 정보를 복호기에 전송할 필요가 없다. 본 알고리즘에서는 이러한 특징을 SPIHT 알고리즘에 적용하기 위해 SPIHT 부호화 알고리즘에서 정의하고 있는 'A'와 'B' 형태의 Tree를 분류하여 지역 분산값을 계산한다. 'A' 형태 Tree의 경우에는 현재 LIS에 존재하는 Tree Root의 지역 분산값을 이용하며, 'B' 형태 Tree의 경우에는 자식 노드의 지역 분산값 중 최대값을 이용한다.

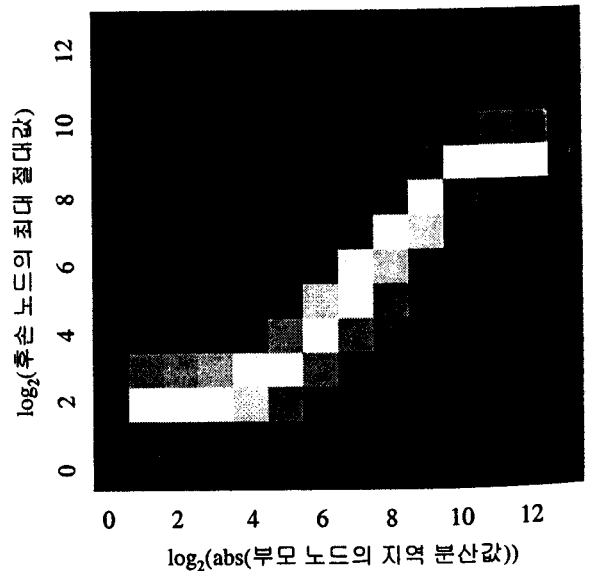


그림 2. 부모 노드의 지역 분산값과 후손 노드의 최대값과의 상관관계

3.2 Tree Map 예측

앞에서 설명한 것과 같이, Tree의 중요도는 부모 노드의 분산값과 밀접한 관계를 가진다. Lewis와 Knowles는 이러한 상관관계를 이용하여 Tree의 중요도를 예측하는 방법을 제안했다[4]. 그러나 지역 분산값에 의존하여 모든 Tree의 중요도를 예측하는 방법은 예측 오차가 심하게 나타나기 때문에, SPIHT 알고리즘과 같은 Set 분할 알고리즘에 적용하기에는 적절하지 못하다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 Tree를 지역 분산값에 따라 정렬할 때 Tree의 Bit Map을 함께 정렬하고, Bit Map 예측을 위한 추가정보를 부호화하여 수신단에 전송하는 새로운 예측 방법을 제안한다.

지역 분산값에 따라 정렬된 지역 분산값의 인덱스(Index)를 이용하여 추가정보를 전송한다. 그러나 때때로 높은 지역 분산값을 갖는 Tree가 비중요 Bit Map 정보를 갖는다면, 또는 낮은 지역 분산값을 갖는 Tree가 중요 Bit Map 정보를 갖는 경우가 발생한다. 이러한 경우에는 Rate-Distortion의 관계를 이용하여 비트 반전(Bit Reversion)을 수행한다. 비트 반전을 수행하는 방법은 다음과 같다.

(a) 0 비트 반전

높은 지역 분산값을 가짐에도 불구하고 비중요 Bit Map을 갖는 경우에는, 비중요 Bit Map을 중요 Bit Map으로 반전시킬 경우의 Rate-Distortion의 관계를 따져본다. 만약 노드 i 의 Bit Map을 0에서 1로 반전시킬 경우 얻어지는 예측 비트 이득을 B_i 라고 가정하면, 이때 증가하는 왜곡은 0, 비트 손실은 최상위 계층의 경우를 제외하면 4비트이다. 따라서 비트 반전으로 얻어지는 이득이 비트 손실보다 큰 경우에는 비트 반전을 수행한다.

(b) 1 비트 반전

낮은 지역 분산값을 가짐에도 불구하고 중요 Bit Map을 갖는 경우에는, 중요 Bit Map을 비중요 Bit Map으로 반전시킬 경우의 Rate-Distortion의 관계를 따져본다. 노드 i 의 Bit Map을 1에서 0으로 반전시킬 경우 얻어지는 예측 비트 이득이 B_i , 반전시킨 Tree의 증가하는 왜곡은 D_i , 감소하는 비트율 R_i 라고 가정하자. 따라서 비트 반전에 의해 얻어지는 총 비트 이득은 $B_i + R_i$ 이며, 증가하는 왜곡은 D_i 이다. 이러한 방법으로 계산된 비트 이득과 왜곡의 관계를 3.3절에서 설명할 Lagrange Multiplier와 비교하여 Rate-Distortion의 관계에 따라 비트 반전을 수행한다.

3.3 Tree 최적화

웨이블릿 변환을 이용한 대표적인 부호화 알고리즘인 EZW나 SPIHT 알고리즘은 비교적 높은 압축효율을 가지며 점진적 전송에 유리하다는 장점을 가지고 있지만, 주어진 비트율에서 최소화된 왜곡값을 제공하지 못한다[5]. SFQ(Space-Frequency Quantizer) 알고리즘[6]과 PTEC(Pruned Tree Embedded Coder) 알고리즘[4]은 이러한 단점을 보완하기 위해 Rate-Distortion의 개념을 적용하여 Tree를 최적화하였다. SFQ에서는 하

위 계층에 위치한 Subtree로부터 상위 계층에 있는 Subtree로 Rate-Distortion 관점에서 Tree를 최적화하였다. 그러나 이 방법은 Tree Root를 기반으로 모든 Subtree의 Rate-Distortion 관계를 반복적으로 평가하고 잘라내는 방식을 적용하기 때문에 복잡할 뿐만 아니라, SPIHT 알고리즘과 같이 Set 분할 알고리즘에 적용하기에 적합하지 않다. PTEC 알고리즘은 깊이우선 탐색(Depth First Search, DFS) 방법을 이용하여 Rate-Distortion 관점에서 Tree를 최적화하는 방식으로, 기존의 SFQ 알고리즘이 임베디드(Embedded) 성능을 잃는 단점을 보완하였다. 그러나 깊이우선 탐색 방법을 이용한 PTEC 알고리즘은 일반적으로 상위 계층의 웨이블릿 변환 계수들이 큰 값을 가지기 때문에, 낮은 비트율에서 어느 정도의 비트 손실을 감수하였다.

본 논문에서는 웨이블릿 변환 부호화의 임베디드 성능을 유지하면서 SPIHT 알고리즘과 같이 너비우선 탐색(Breadth First Search, BFS)을 사용하는 알고리즘에 Rate-Distortion 관계를 적용하여 Tree를 최적화하는 방법을 제안한다. Rate-Distortion 관계를 적용하기 위해 하나의 Tree만을 분리하여 임계값보다 큰 값이 Tree 내에 존재하지 않을 때까지 가상적으로 LIS Sorting Pass를 수행한다. 이 과정을 수행할 때 Tree를 부호화하기 위해 사용되는 비트율과 감소하는 왜곡을 평가한다.

Rate-Distortion 관계를 적용할 때 Tree의 중요도를 판단하기 위한 적절한 기준이 필요하다. 적절한 기준을 구하기 위해 비트율 R , 왜곡 D , 그리고 Lagrange Multiplier λ 를 이용하여 다음과 같이 Lagrangian Cost Function을 정의한다.

$$J(\lambda) = D + \lambda R \quad (1)$$

식(1)의 Lagrangian Cost Function이 최소가 되는 Lagrange Multiplier를 구함으로써 최적의 비트율과 왜곡의 상관관계를 구할 수 있다. Lagrangian Cost Function이 최소가 되는 Lagrange Multiplier는 다음과 같이 구해진다.

$$\lambda = \frac{\partial D}{\partial R} \quad (2)$$

k 번째 부호화 단계에서 계수들을 부호화하는데 사용되는 최적의 비트율 예상치 $E[R_k]$ 와 감소하는 왜곡의 예상치 $E[D_k]$ 는 다음과 같이 구해진다[5].

$$E[R_k] = p + H(p) \quad (3)$$

$$E[D_k] = p \cdot (15T_k)^2 \quad (4)$$

식(3)와 식(4)에서 p 는 주어진 임계값보다 큰 계수들이 존재할 확률을 나타낸다. 따라서 k 번째 부호화 단계의 Lagrange Multiplier λ_k 는 다음과 같다.

$$\lambda_k = \frac{E[D_k]}{E[R_k]} = \frac{(15 \cdot T_k)^2}{H(p)/p + 1} \quad (5)$$

Lagrange Multiplier와의 비교를 통해 Tree의 중요도를 판별하는 변수는 다음과 같이 구해진다.

$$\mu^i = \frac{D(S^i)}{R(S^i)} \quad (6)$$

위의 수식에서 S^i 는 노드 i 가 가리키고 있는 Tree를 의미하며, $D(S^i)$ 와 $R(S^i)$ 는 Tree를 제거할 때 발생하는 왜곡의 증가량과 비트율의 감소량을 의미한다. 그런데

$R(S^i)$ 는 Bit Map 을 부호화하는데 사용되는 비트율과 데이터를 부호화하는데 사용되는 비트율의 두 가지 형태를 가지므로, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R(S^i) = R_{data}(S^i) + R_{map}(S^i) \cdot p_{unpre} \quad (7)$$

위의 수식에서 p_{unpre} 는 Tree Map 예측시에 예측되지 않는 Tree Map 에 대한 확률이다. 따라서 변수는 다음과 같이 계산된다.

$$\mu^i = \frac{D(S^i)}{R_{data}(S^i) + R_{map}(S^i) \cdot p_{unpre}} \quad (8)$$

만약 식(5)의 값이 식(8)의 값보다 크면 노드 i 가 가리키고 있는 Tree 를 비중요 Tree 로 분류하고, 반대의 경우에는 중요 Tree 로 분류한다.

4. 실험 및 결과

본 실험에서는 17/11 bi-orthogonal 필터를 사용한 5 레벨 웨이블릿 변환을 적용했으며, 지역 분산값을 구하기 위해 3×3 지역 마스크를 사용하였다. 복원된 영상 신호의 성능을 측정하는 방법으로 다음과 같이 정의되는 PSNR 을 이용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \text{ dB} \quad (9)$$

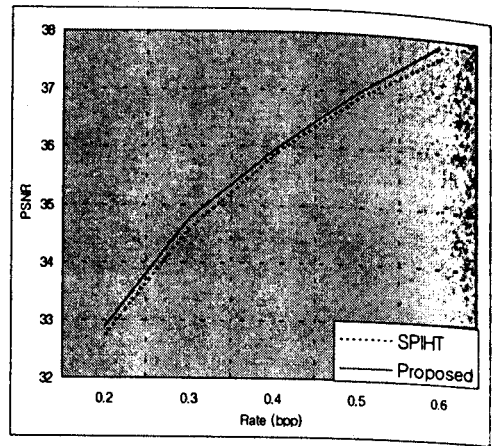
그림 3 은 본 논문에서 제안한 양자화 알고리즘을 512×512 크기의 LENA 영상과 BARBARA 영상에 적용하여 얻은 실험 결과이다. 그림 3 에 보인 것처럼, 제안한 부호화 알고리즘은 SPIHT 부호화 알고리즘보다 LENA 영상의 경우 0.2 dB, BARBARA 영상의 경우 0.4 dB ~ 0.7 dB 정도 성능이 향상되었다. 실험 결과에서도 알 수 있듯이, 제안한 알고리즘은 복잡도가 낮은 영상에 적용할 경우보다 복잡도가 높은 영상에 적용할 경우에 보다 높은 부호화 이득을 얻을 수 있었다. 이것은 복잡도가 높은 영상일수록 Rate-Distortion 의 역전 현상이 빈번하게 발생하는데, 제안한 알고리즘을 이용하여 이러한 부분이 크게 개선되었기 때문이다.

5. 결론

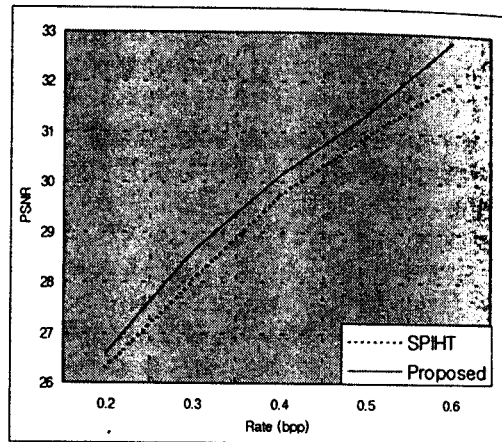
대표적인 웨이블릿 부호화 알고리즘인 EZW 나 SPIHT 알고리즘은 높은 압축 효율과 점진적 전송에 유리하다는 장점을 가지고 있다. 그러나 이러한 알고리즘들은 Rate-Distortion 의 관점에서 살펴보면 최적의 부호화 효율을 제공하지 못한다. 본 논문에서는 중요도에 따른 Tree 의 재정렬, Rate-Distortion 의 관계를 적용한 Tree Map 예측과 Tree 최적화 방법을 제안했다. Tree Map 예측은 낮은 비트율에서 0.1 dB 정도의 이득을 얻었으며, Tree 최적화를 이용하여 높은 비트율에서 향상된 이득을 얻을 수 있었다. 특히 복잡도가 높은 영상에 대해서 기존의 알고리즘보다 높은 부호화 이득을 얻을 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 광주과학기술원(K-JIST) 초고속광네트 워크연구센터(UFON)를 통한 한국과학재단 우수연구센터(ERC) 지원금에 의한 것입니다.



(a) LENA



(b) BARBARA

그림 3. 제안한 알고리즘과 SPIHT 알고리즘의 비교

참고 문헌

- [1] J. M. Shapiro, "Embedded image coding using zero tree of wavelet coefficient," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3445-3462, December 1993.
- [2] A. Said and W. A. Pearlman, "A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 6, no. 3, pp. 243-250, June 1996.
- [3] S. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, July 1989.
- [4] A. S. Lewis and G. Knowles, "Image Compression Using the 2-D Wavelet Transform," *IEEE Trans. Image processing*, vol. 1, no. 2, pp. 244-250, April 1992.
- [5] 최준영, 호요성, "웨이브렛 계수의 Tree 구조를 이용한 Embedded 영상 부호화 방법," *춘천 멀티미디어 학술회의*, pp. 147-153, 1999. 2.
- [6] Z. Xiong, K. Ramchandran and M. T. Orchard, "Space-Frequency Quantization for Wavelet Image Coding," *IEEE Trans. Image processing*, vol. 6, no. 5, pp. 658-713, May 1997.