

MR 영상을 위한 효율적인 영역분할기반 웨이블릿 압축기법

문남수*·이승준**·송준석*·김종호***·이충웅*

= Abstract =

An Efficient Segmentation-based Wavelet Compression Method for MR Image

Nam Su Moon*, Seung Jun Lee**, Jun Seok Song*,
Jong Hyo Kim***, Choong Woong Lee*

In this paper, we propose a coding method to improve compression efficiency for MR image. This can be achieved by combining coding scheme and segmentation scheme which removes noisy background region, which is meaningless for diagnosis, in the MR image. In segmentation algorithm, we use full-resolution wavelet transform to extract features of regions in image and Kohonen self-organizing map to classify the features. The subsequent wavelet coder encodes only diagnostically significant foreground regions referring to segmentation map. Our proposed algorithm provides about 15% of bit rate reduction when compared with the same coder which is not combined with segmentation scheme. And the proposed scheme shows better reconstructed image quality than JPEG at the same compression ratio.

Key words : Segmentation-based wavelet compression, Full-resolution wavelet transform, Kohonen self-organizing map, Conditional arithmetic coding

서 론

현재는 의료영상의 획득, 저장 및 전송에 이르기까지 모든 처리과정이 디지털화 되어가는 추세이다. 그러나, 고해상도를 요구하는 의료영상은 보통 방대한 양의 데이터로 표현되므로 제한된 저장매체와 전송망을 효율적으로 활용하기 위해서는 고도의 영상압축기술이 필수적이라고 할 수 있다. 그런데, 의료영상은 그 특성상 일반 영상과는 달리 조그마한 손실도 치명적일 수가 있기 때문에 손실 부호화(lossy coding)보다는 무손실 부호화(lossless coding)가 더 일반적인 방법으로 받아들여져 왔다. 그러나 무손실 부호화는 그 압축율이 최대 3:1 내지 4:1정

도이므로 이것만으로는 앞으로의 늘어나는 의료영상 데이터양을 감당하기가 힘들어지므로, 최근 복원영상의 손실이 진단 정밀도에 영향을 주지 않는 한도내에서의 손실부호화의 도입과 그것에 대한 연구가 적극적으로 진행되어 왔다[1-4]. 지금까지 [1-4]등의 연구 결과에 의하면 손실부호화의 경우 적어도 10:1정도까지의 압축은 진단에 영향을 주는 큰 손실을 발생시키지 않는 것으로 알려져 있다. 그러나 지금까지의 제안된 손실부호화 알고리즘들은 대부분이 영상내의 영역특성을 고려하지 않고 일괄적인 부호화를 하는 것이 보통이었다. 그런데 사실상 의료영상들은 정보량이 없는 배경 부분이 영상내의 많은 부분을 차지하는 경우가 많다. 이러한 경우, 진단에 의미가

*서울대학교 전기공학부 뉴미디어통신공동연구소

**Institute of new media and communications, School of electrical engineering, Seoul National University

**SK Telecom

***서울대학교 의과대학 방사선과학교실

***Department of radiology, Seoul National Univ. Hospital

이 논문은 보건복지부에서 주관한 선도기술 의료공학 기술개발사업(HMP-95-G-1-5)의 지원과 95년도 서울대학교병원 임상 연구비(I-95-120)지원에 의해 이루어진 것임.

통신저자 : 문남수, (151-742) 서울 관악구 신림동 산 56-1 서울대학교 부설 뉴미디어통신공동연구소 223-B,
Tel. (02)880-8426, Fax. (02)880-8222

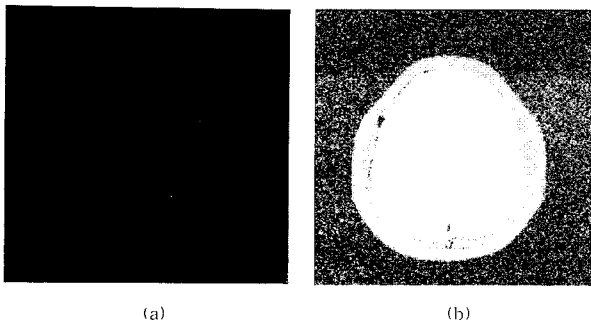


그림 1. MR 영상의 배경 노이즈
 (a) MR 영상
 (b) 히스토그램 등화된 MR 영상
 Fig. 1. Noisy background of MR image
 (a) MR image
 (b) Histogram equalized MR image

있는 부분에 더욱 많은 비트를 할당하기 위해 공간적인 영역기반 부호화[5]나 변환영역에서의 문턱치 처리를 통한 부호화[6]를 사용하는 것이 일반적이다. 그러나 이 논문에서 다루고 있는 MR(magnetic resonance) 영상의 경우, 원영상에서는 잘 드러나지 않지만 히스토그램 등화(histogram equalization)된 영상(그림 1)에서 보는 바와 같이 배경의 영역에 상당한 고주파 잡음이 포함되어 있음을 알 수 있다(이는 일반적인 MR 영상 획득 장치의 수신단 코일에 의한 thermal emf noise로서 백색가산잡음으로 해석된다[7]). 따라서 JPEG에서와 같은 변환영역에서의 문턱치 처리를 통한 부호화를 할 때, 정보량이 없는 배경 영역에서도 이러한 잡음에 의해 높은 에너지가 있는 것으로 판단되어 부호화시 필요없는 비트를 많이 소모하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 변환영역에서도 진단에 의미가 있는 부분만을 선택적으로 부호화하는 영역분할 기반 부호화(segmentation-based

coding)를 제안한다. 이 방법에 의해서 진단에 의미가 있는 부분의 화질은 그대로 유지하면서 압축 효율을 더욱 높일 수 있게 된다.

본 논문에서 제안하는 영역분할과 결합된 부호화 과정을 도식적으로 나타내면 그림 2와 같다.

MR 영상의 영역분할 과정에서는 특성 추출(feature extraction)을 위해 전해상도 웨이블릿 변환(full-resolution wavelet transform)을 하게 된다. 웨이블릿 변환은 영상을 공간적인 주파수 대역별로 분할하는 방법으로서 이용할 수 있으며, 이를 통하여 배경 영역의 공간적인 고주파수의 특성을 용이하게 얻을 수 있다. 그리고, 전해상도 웨이블릿 변환은 필터링과정에서 추림(decimation)을 하지 않는 것으로서 각 대역별로 분할된 영상들간의 화소간 연관이 일반적인 웨이블릿 변환보다 유리한 특성을 가지고 있으며, 다단계 분해후에도 해상도가 그대로 유지되므로 텍스처 영역분할이나[8] 마모그림에서의 microcalcification 검출[9]등에 사용된 바 있다. 이렇게 얻어진 특성 벡터(feature vector)들을 Kohonen self-organizing map[10,11]에 의해 분류함으로써 결과적으로 영상은 진단에 의미가 있는 영역과 그렇지 않은 영역으로 분할되고, 영역분할의 최종 결과는 영역분할지도(segmentation map)의 형태로 부호기에 넘겨진다.

본 논문에서는 우수한 압축효율을 제공하면서도 영역분할정보를 효과적으로 활용할 수 있는 웨이블릿 변환에 기반한 부호화 방법을 제안한다. 이 방법에서는 양자화 및 엔트로피 부호화 방법으로서 각각 벡터양자화와 산술부호화를 사용하는데, 문턱치 처리를 통한 선택적 부호화를 도입함으로써 공간주파수영역에서 영역분할정보를 효과적으로 활용할 수 있도록 하였다.

부호화 과정에서의 양자화 방법등 부호기 자체의 문제점 및 세부적인 알고리즘을 개선하여 압축 효율을 향상시키고자하는 기존의 연구 방법들에 비하여, 본 논문에서

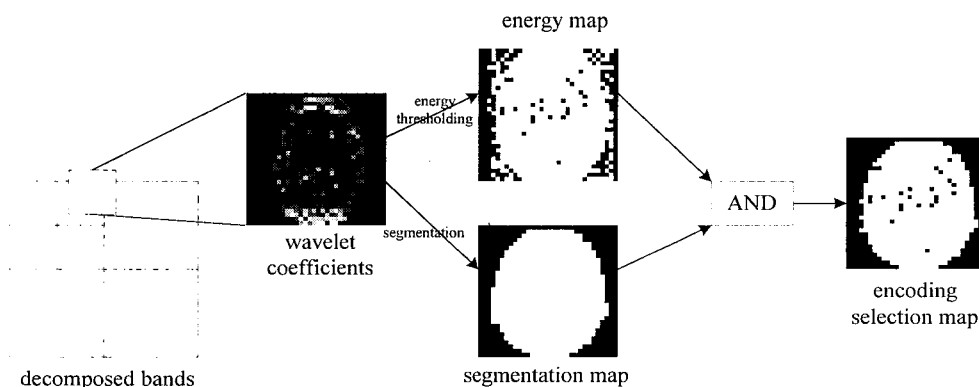


그림 2. 제안하는 부호화 선택지도의 생성방법과 원리
 Fig. 2. Illustration of the generating method of encoding selection map

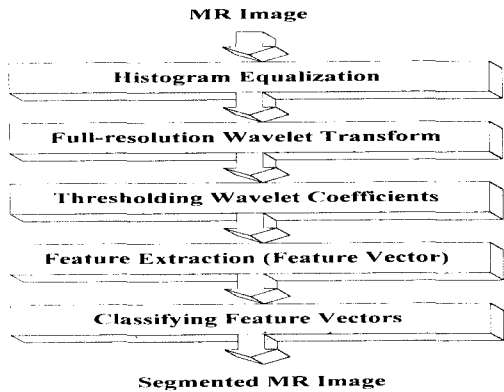


그림 3. MR 영상의 영역 분할 알고리즘의 블록 다이어그램
Fig. 3. Block diagram of segmentation algorithm for MR image .

제안하는 방법은 의료영상만이 가지고 있는 영상내의 특성과 영역별 중요도를 가려내어 이를 효과적으로 활용하여 선택적 부호화를 한다는 점에서 특징적이라고 할 수 있다. 본 논문에서는 그 결과적인 성능 또한 기존의 방법들에 비하여 우수하다는 것을 보인다.

본 논문은 다음과 같이 구성하였다. 2절에서는 적용된 MR 영상의 영역분할 알고리즘에 대하여 설명하였고, 3절에서는 영역분할의 결과와 결합한 부호화의 과정을 설명하였다. 4장에서는 실험과정과 그 결과를 제시하였으며 마지막으로 결론으로써 마감하였다.

영역분할 알고리즘

MR 영상에서 진단에 의미가 있는 영역을 분리해내는 알고리즘을 블록 다이어그램으로 나타내면 그림 3과 같다. 여기서는 영상내의 배경 부분과 오브젝트 부분을 분리해내는 일에 중점을 두었으나 실제로 여기서 제안하는 알고리즘은 서로 다른 텍스처들이 섞여 있는 영상의 영역분할에 좋은 성능을 보이고 있다. MR 영상의 배경영역도 일종의 텍스처의 형태를 띠고 있으므로 역시 만족할 만한 영역분할 성능을 보이고 있다.

1. 전해상도 웨이블릿 변환

일반적인 웨이블릿 변환과는 달리 전해상도 웨이블릿 변환은 대역 분할을 위해 필터링을 하는 과정에서 추림(decimation)을 하지 않은 것으로서 변환된 신호가 중복(redundant)된다는 단점이 있으나, 역시 완전복원의 성질을 가지고 있다.

웨이블릿의 기저가 정해졌다고 하고 L의 깊이까지 대역 분할을 한다고 할 때, 원신호를 $x(n)$, 원신호의 근사신호를 $a_l(n)$, 세부신호들을 $d_k(n)$ ($k=1...L$)이라고 하

고, 저역필터를 h_l , 고역 필터를 g_k ($k=1...L$)이라고 하면, 일반적인 웨이블릿 변환에서는,

$$a_l(n) = 2^{l/2} [h_l^t * x]_{2^l}(n) \quad (1-1)$$

$$d_k(n) = 2^{k/2} [g_k^t * x]_{2^k}(n) \quad (k=1...L) \quad (1-2)$$

과 같이 표현된다. 여기서 $[\]^t$ 는 벡터의 전치(transpose)를 나타내며, $[\]_{2^m}$ 은 m배의 추림을 나타낸다. 이에 비하여 전해상도 웨이블릿 변환에서는

$$(s_l)^{FW}(n) = h_l^t * x(n) \quad (2-1)$$

$$(d_k)^{FW}(n) = g_k^t * x(n) \quad (k=1...L) \quad (2-2)$$

와 같다. 또한 $S = \{g_1, g_2, \dots, g_L, h_L\}$ 가 힐버트 공간 l_2 에서 타이트 프레임(tight frame)이 된다는 것이 증명되어 있다[8]. 그러므로 전해상도 웨이블릿 변환도 다음 식과 같이 원신호로 완전 복원이 된다는 것을 알 수 있다.

$$x(n) = \sum_l a_l(l) h_l(n-l) + \sum_{k=1}^L \sum_l d_k(l) g_k(n-l) \quad (3)$$

이러한 전해상도 웨이블릿 변환으로 신호를 표현하는 방법은 일반적인 웨이블릿 변환과는 달리 변환된 신호가 중복(redundant)된다는 단점이 있으나, 영역분할을 하는 알고리즘에 있어서는 이것을 사용할 때 두가지의 이로운 점이 있다. 첫번째로, 대역 분할된 영상을 사람이 볼 때 전해상도로 표현된 쪽이 저해상도로 표현된 쪽보다 영역의 특성(feature)을 더 잘 관찰할 수 있게 해 준다. 두번째로, 각 대역을 나타내는 영상이 같은 해상도로 표현되어 있으면 각 대역에서 검출된 화소(pixel)들을 서로 연관시키기 용이하다. 또한 전해상도 웨이블릿 변환은 translation-invariant의 성질을 갖는다[12].

2. 특성 추출 및 특성 벡터 생성

주어진 영상의 화소값에 의한 영향을 없애기 위해 히스토그램 등화(histogram equalization)과정을 거친 MR 영상을 2단계로 전해상도 웨이블릿 변환하여 7개의 대역으로 나눈다. 그리고 나서, 웨이블릿 계수들을 각 대역에 알맞은 문턱치(threshold)를 기준으로 두가지('1' 또는 '0')로 나눈다. 여기서 사용된 문턱치를 정하는 것과 문턱치 처리는 다음과 같이 한다.

- $c(i, j)$: (i, j) 위치의 웨이블릿 계수.
- $l(i, j)$: (i, j) 위치의 레이블('0' 또는 '1').
- M : 대역의 웨이블릿 계수들의 절대값들의 평균.
- σ : 대역의 웨이블릿 계수들의 절대값들의 표준편차.
- $T(\text{문턱치}) = M + 1.3\sigma$.
- if $(|c(i, j)| > T)$ $l(i, j) = 1$;
else $l(i, j) = 0$;

즉, 각 대역마다 대역의 특성을 잘 나타내는 부분만을 추출하기 위하여 에너지가 큰 웨이블릿 계수들의 레이블을 '1'로 상대적으로 에너지가 작은 것들은 '0'으로 놓은 것이다. 여기서 문턱치 T 를 결정하는 과정에서 사용된 1.3σ 는 고주파 성분이 충분히 부각되어 영역분할에 가장 좋은 성능을 보인 결과에 의해 얻은 실험적인 값이다. 이렇게 해서 얻은 각 대역마다의 레이블 비트 평면을 $m \times m$ 블록으로 각각 나누고 각 블록 내에 있는 '1'의 갯수를 센다. 원영상을 전해상도 웨이블릿 변환을 하여 L 개의 분할된 대역(1개의 근사신호와 $L-1$ 개의 세부신호)이 얻어졌다면, 영상의 한 위치의 블록마다 L 개의 특성(feature)을 얻어낸 셈이 된다. 즉, 원영상에서의 k 번째 블록의 특성 벡터(feature vector)를 v_k 라고 하면 이 벡터는 L 개의 원소를 가진 벡터가 된다($v_k = (f_{k1}, f_{k2}, \dots, f_{kL})$). 그러나 실제로 각 대역이 모두 영역분할에 기여하는 특성을 제공하지는 않으며, 모든 대역에서 얻은 특성들을 모두 특성 벡터의 원소로 하는 것은 이후의 계산에 부담을 주게 된다. 따라서 L 개의 특성들 중에서 영역분할에 기여도가 높은 $P(P < L)$ 개만을 골라 특성 벡터의 원소로 사용하면 성능에 지장을 주지 않으면서 계산을 간단히 하는 데 도움을 주게 된다. 대역의 기여도의 기준은 대역내의 블록들에서 계산된 특성값(feature value)들의 분산이다. 분산이 클수록 영상내의 서로 다른 영역들간의 분별도가 높다는 뜻이므로 분산이 큰 P 개의 대역들의 특성들로서 특성 벡터를 만든다. 즉, 영상 내의 k 번째 블록의 특성 벡터는 $v_k = (f_{k1}, f_{k2}, \dots, f_{kP})$ 로 쓸 수 있다. 실제의 실험에서는 전해상도 웨이블릿 변환을 2단계까지하여 7개의 대역으로 분할한 후 각 대역에 해당하는 영상을 8×8 크기의 블록으로 나누어 각 블록의 특성을 추출하였다. 그리고 7개의 대역 중 특성들의 분산이 큰 3개의 대역을 선택하여 각 블록마다 원소가 3개인 특성 벡터를 만들었다.

이제 이렇게 만들어진 특성 벡터들은 다음에 설명할 Kohonen self-organizing map으로 진단에 필요한 부분과 그렇지 않은 부분으로 분류된다.

3. Kohonen self-organizing map을 이용한 특성 벡터 분류

특성 벡터를 분류하기 위해 사용한 Kohonen self-organizing map의 형태를 나타내면 그림 4와 같다. 그림 4는 3개의 원소를 가지는 특성 벡터들을 2가지의 종류로 분류하는 형태를 보이고 있다. w_{12} 는 입력벡터의 첫번째 원소 f_1 에서 Y_2 로 가는 망의 가중치를 나타낸다.

Kohonen self-organizing map은 비관리적 신경망(unsupervised neural network)이므로 별도의 훈련(training) 과정이 필요 없으므로 가중치들의 갱신은 입력 벡터들을 받아들여 분류하면서 함께 이루어진다. 가중치들의 갱신

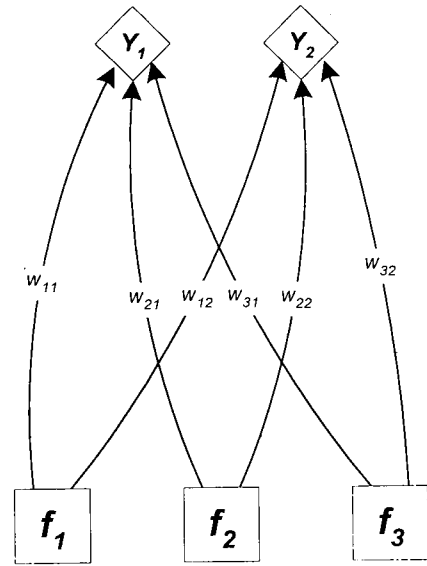


그림 4. 특성 벡터 분류를 위한 Kohonen self-organizing map
Fig. 4. Kohonen self-organizing map for classifying feature vectors

은 입력 벡터와 유클리디안 거리의 제곱이 최소가 되는 가중치 벡터를 가진 출력 노드와 그 노드에서 일정한 거리에 있는 출력 노드의 가중치 벡터에서 실행된다. 또한 가중치를 초기화하는 데 있어서는 작은 범위내에서의 난수 초기화를 할 수도 있으나, 특별한 종류의 영상들에 대해서만 적용하는 경우에는 같은 종류의 영상들을 미리 훈련시킨 후 얻은 가중치들을 초기 가중치로 하는 편이 더욱 효율적이며 잘못된 분류의 비율을 줄이는 방법이 된다. 이 실험에서도 앞에서 설명한 단계를 거친 20개의 MR 영상을 학습시켜 얻은 가중치 벡터들을 초기 가중치 벡터로 사용하였다.

마지막으로, 영상의 각 블록마다의 영역 번호를 담은 영역분할지도(segmentation map)를 영역분할의 결과로 하여 부호기에 넘겨준다.

제안하는 영역분할기반 MR영상압축시스템

1. 영역분할기반 영상압축시스템의 구성

제안하는 영역분할기반 의료영상압축 시스템의 부호기는 그림 5와 같은 구성을 가진다. 먼저, 입력영상을 웨이블릿분해한 후 요구되는 수준의 품질단계로부터 얻은 에너지 문턱값을 이용하여 각 부대역별로 임계값보다 큰 구획들을 선택하여 에너지 지도(energy map)를 생성한다. 한편, 2절과 같은 방법에 의해 얻어진 영역분할지도(segmentation map)를 참조하여 이 두 지도에서 모두 선택된 구획들만을 추려서 부대역내의 각 구획들이 부호화될

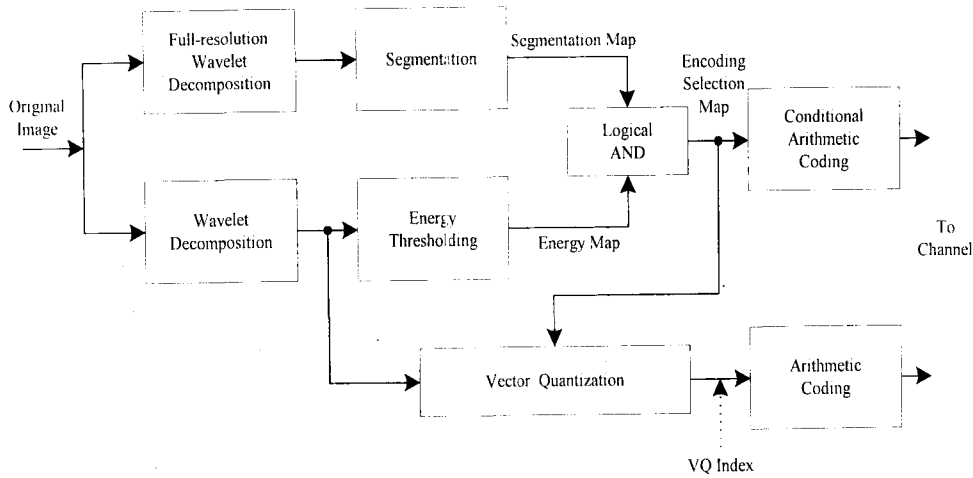


그림 5. 제안하는 영역분할기반 웨이블릿 부호기의 블록도
 Fig. 5. Block diagram of the proposed segmentation-based wavelet encoder

것인지 아닌지를 선택하는 부호화선택지도(encoding selection map)를 만든다. 이렇게 함으로써 영역분할 결과에 의해 진단과 관련이 없으면서 에너지도 작은 웨이블릿 계수의 구획들은 이후의 부호화 과정을 생략함으로써, 압축효율 및 계산 복잡도 측면에서 훨씬 유리하게 된다. 부호화선택지도는 부대역내 와 부대역간 상관성을 이용하여 산술부호화하며, 근사신호를 제외한 각 부대역의 세부신호 중 부호화 선택지도에 의해 선택된 구획들은 벡터양자기를 이용하여 양자화하고 그 부호어 인덱스들을 역시 산술부호화한다. 근사신호는 12비트로 표현한 후 DPCM을 이용하여 무손실부호화한다. 복호기는 부호화과정의 역과정을 수행하는데, 각 부대역에 대해 부호화선택지도를 복원한 후, 부호화구획으로 선택된 구획은 해당되는 부호어로 대치되고, 선택되지 않은 구획들은 모두 0으로 채워진 후 2차원 웨이블릿합성 과정을 거치게 된다.

2. 변환 및 선택적 양자화

(1) 웨이블릿변환

분리가능한(seperable) 웨이블릿들은 크게 직교(orthogonal) 웨이블릿과 양방향직교(biorthogonal) 웨이블릿으로 분류될 수 있다. 영상처리분야에서는 구현하기 간편한 직교 웨이블릿들[13]이 널리 사용되어져 왔으나, 영상압축응용에서는 선형위상(linear phase) 또는 준선형위상(pseudo-linear phase)성질을 가지고 있는 대칭(symmetric) 웨이블릿이 더욱 선호되고 있다. 대칭웨이블릿은 FIR 필터와 관련된 위상왜곡을 통한 정보손실을 막을 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 Antonini가 제안한 선형위상의 9/7탭 필터[14]를 사용하여 그림 6에서 보는 바와 같이 3계층 피라미드를 구성하였다.

(2) 선택부호화

부호화선택지도는 각 부대역의 각 구획이 벡터양자화 및 부호화 과정을 거치게 될 것인지 아닌지를 나타내 주는 것으로서, 영역분할지도와 에너지 지도의 논리연산 'AND'를 통해 얻어질 수 있다. 제안 방법에서는 계층 j 의 부호화 구획을 $2^{3-j} \times 2^3$ 로 정하였으므로 8×8 구획을 기준으로 얻은 영역분할지도와 각 대역의 에너지 지도의 각 비트는 공간적 위치 측면에서 정확히 일대일 대응관계를 가진다. 에너지 지도에서의 중요구획의 선택은 문턱값의 계산과 이 문턱값을 이용한 에너지의 문턱치리에 의해서 수행된다. 그 과정은 다음과 같다.

단계 1 : 계층 j 에 있는 부영상을 크기 $2^{3-j} \times 2^{3-j}$ 의 구획으로 나눈 후 식 (4)을 이용하여 각 구획의 에너지를 구한다.

$$E_j^i(k) = \sum_{x,y \in B_j^i(k)} (W_j^i(x,y))^2 / (2^{3-j} \times 2^{3-j})$$

$$i=1, 2, 3 \quad j=1, 2, 3 \quad (4)$$

식 (4)에서 $E_j^i(k)$ 는 j 번째 계층의 i 방향 부대역의 k 번째 구획을 나타내고, $W_j^i(x,y)$ 는 부영상 W_j^i 에서 (x,y) 위치에 있는 계수를 나타낸다.

단계 2 : 계층 j 에 있는 세부영상에서 각 구획의 부호화여부를 결정하는 문턱값 Th_j 를 식 (5)과 같이 정한다.

$$Th_j = v 2^{-2j} WF_j, \quad j=1,2,3, \quad (5)$$

여기서, 2^{-2j} 는 스케일에 따른 일그러짐의 기여도를 반영하는 요소이며, WF 는 인간시각시스템이 보다 낮은 주파수성분에서의 일그러짐에 더 민감하다는 특성을 반영하

는 계수로서 $WF_1 > WF_2 > WF_3$ 을 만족한다. 본 논문에서는 $WF_1 = 1$, $WF_2 = \frac{9}{8}$, $WF_3 = \frac{5}{4}$ 로 하였다. ν 는 평균비트율을 가변시키기 위한 조정계수이다.

단계 3 : 각 구획의 에너지를 단계 2에서 구한 문턱값과 비교하여 문턱값보다 크면 에너지 지도의 해당비트를 '1'로 설정하고, 작은 경우에는 '0'으로 설정한다.

단계 4 : 에너지 지도와 영역지도의 대응되는 비트를 논리비트연산 'AND'를 취하여 부호화선택지도를 생성한다. 즉 에너지 지도와 영역지도상에서 모두 '1'로 설정된 구획들만 부호화선택지도에서 '1'로 설정되어 이후의 부호화과정을 거치고, 나머지의 '0'으로 설정된 구획들은 부호화과정을 거치지 않고 복호시에는 구획내의 계수들을 '0'으로 채워 넣는다.

(3) 양자화

복원화질의 왜곡은 최소화하면서 가능한한 압축율을 크게 하기 위해서는 웨이블릿 변환된 근사신호 및 세부신호를 적당한 양자화를 통해서 표현해야한다. 본 논문에서는 양자화과정으로서 벡터양자화를 사용하고 있는데 이는 대역내에 남아있는 계수들의 상관성을 활용하기 위함이다. 벡터양자화를 웨이블릿계수영역에서 효과적으로 구현하기 위해서는 각 부대역들의 특성을 기반으로 벡터구획의 크기 및 벡터양자화 부호책의 크기를 결정해야 한다. 벡터구획의 크기는 복잡도 및 영역 분할정보와 활용을 쉽게 할 수 있도록 그림 6과 같이 결정하였다. 가장 높은 계층의 세부영상들은 1x1 벡터양자화, 즉, 스칼라양자화를 사용하며, 이 후 단계의 세부영상들은 각각 2x2, 4x4의 벡터양자화를 사용한다. 각각의 벡터양자화 부호책은 2절과 같은 구획선택과정을 거쳐 만들어진 훈련신호들로부터 설계되어진다. 각 대역에 대한 부호책의 크기는 최적비트할당문제를 통해 결정되어질 수 있으나, 제안하는 시스템에서는 선택부호화 및 조건부엔트로피 부호화등으로 인해 최적비트할당의 적용이 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 실험적인 값에 기반하여 엔트로피 부호화 과정을 고려하지 않았을 때 대략 10:1 정도의 압축율이 되도록 그림 6과 같이 결정하였다.

3. 엔트로피 부호화

제안하는 시스템에서는 적응적 엔트로피 부호화방법으로서 뛰어난 성능을 나타내는 산술부호화(arithmetic coding)를 사용하였다. 엔트로피 부호화하는 입력신호원은 근사신호, 부호화선택지도(encoding selection map), 벡터양자화 인덱스의 세가지로 분류되는데, 각 신호원에

A (DPCM)	D ₃₁ 1x1 SQ N=512	D ₂₁ 2x2 VQ N=256	D ₁₁ 4x4 VQ N=256
D ₁₂ 1x1 SQ N=512	D ₁₃ 1x1 SQ N=512	D ₂₃ 2x2 VQ N=256	
D ₂₂ 2x2 VQ N=256		D ₂₃ 2x2 VQ N=256	D ₁₃ 4x4 VQ N=256
D ₁₂ 4x4 VQ N=256		D ₁₃ 4x4 VQ N=256	

그림 6. 웨이블릿 분해된 각 부영상들의 벡터 구획 및 부호책의 크기

Fig. 6. Vector dimension and codebook size of each subband from wavelet decomposition

따라 그 심볼값의 표현 및 통계적 특성이 다르기 때문에 각각의 경우에 적합한 산술부호화방법을 제안한다.

(1) 근사신호의 부호화

웨이블릿 분해과정에서 최종적으로 생성된 근사신호의 계수들은 12비트로 표현된 후 공간상의 상관성을 제거하는 무손실 부호화 방법에 의해 비트열로 변환된다. 근사신호는 다단계 추림에 의해서 공간적 상관성이 많이 감소되기는 하나, 저역성분이 많은 영상일 수록, 또한 분해계층의 수가 크지 않을 경우에는 신호간의 상관성은 여전히 남게되므로, 이것을 활용할 수 있는 방법이 필요하다. 본 논문에서는 근사신호의 엔트로피 부호화를 위해 JPEG 무손실부호화 방법을 이용하였다[6]. JPEG 무손실부호화는 DPCM 및 산술부호화로 구성되는데, 간단한 예측기로 입력화소를 예측하고, 예측오차를 적절한 이진판정(binary decision)에 의해 이진심볼로 변환한 후, 주위오차들로부터 생성된 문맥(context)으로 산술부호화하는 알고리즘이다.

(2) 부호화선택지도의 부호화

웨이블릿분해영상에서 벡터양자화 및 부호화의 대상구획을 나타내는 부호화선택지도는 복호기에 전달되어야만 복호기는 부호기의 역과정을 수행할 수 있다. 근사신호를 제외한 모든 계층의 모든 방향의 분해영상에서 이 부호화선택지도는 전송되어야 하므로, 전체 부호화된 비트수에서 이 부호화선택지도가 차지하는 비중은 무시할 수 없게

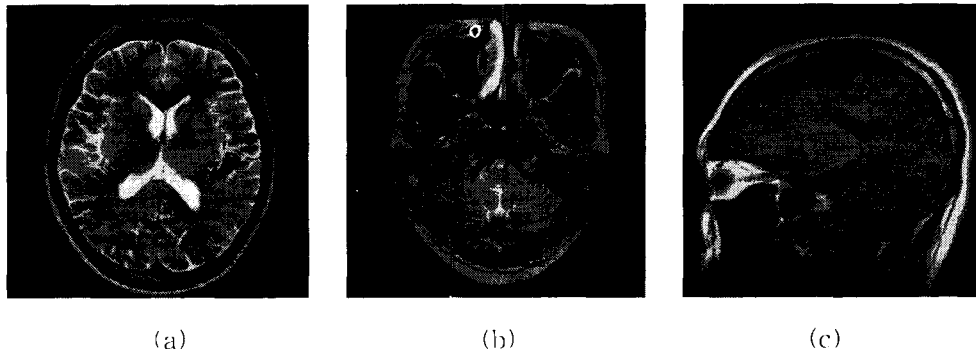


그림 7. 실험에 사용된 MR 영상들
 (a) MR1 (b) MR2 (c) MR3
 Fig. 7. MR images for simulation
 (a) MR1 (b) MR2 (c) MR3

된다. 각 구획의 부호화 여부 판정값은 이진값으로 1비트만을 소비하게 되는데, 이 판정값은 부대역내(intraband)와 부대역간(interband)의 상당한 상관성을 나타내게 되므로, 선택지도의 적절한 엔트로피 부호화는 전체 압축성능의 향상에 많은 기여를 할 수가 있게 된다. 본 논문에서는 부호화선택지도의 판정값들의 조건부엔트로피 산술부호화방법을 제안한다. 제안 방법에서는 각 부대역에 대한 판정값들을 일정한 방향으로 주사하면서, 같은 부대역내 이전구획의 판정정보 및 상위 부대역내 같은 위치의 구획의 판정정보를 문맥으로 활용하여 산술부호화한다. 이렇게 함으로써 부호화선택지도의 고차 통계성질을 활용할 수 있게 된다.

(3) 벡터양자화 인덱스의 부호화

웨이블릿 계수 구획을 양자화하는데 선택되는 벡터양자화 부호책의 부호어들은 각각 그 선택확률이 크게 차이를 가지므로, 부호어의 인덱스들을 엔트로피 부호화함으로써 성능의 향상을 가져올 수 있다. 이것을 위해 역시 입력원의 통계적 특성을 연속적으로 추정하여 활용하는 산술부호화 방법을 사용하였다. 그런데, 부호어 인덱스는 이진값이 아닌 전체부호책크기를 표현할 수 있는 다중값으로 표현이 되므로 산술부호화를 위해서는 부호화이전에 이진판정의 과정을 거쳐야 한다. 제안하는 알고리즘에서는 부호어 인덱스의 이진판정을 위해 이진판정나무(binary decision tree) [15]를 사용하였다. 생성된 이진값들은 각각의 비트위치에 따라 다른 문맥을 가지고 산술부호화되며 본논문에서는 요구되는 메모리의 양을 줄이기 위해 최대 필요한 문맥수는 64로 제한하였다.

실험 결과

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 사용한 256

×256 크기의 화소당 12 비트(12 bpp)인 3가지 MR 영상들을 그림 7에 나타내었다. 또한 Kohonen self-organizing map의 가중치 초기화를 위한 훈련과 벡터양자화의 부호책 훈련을 위해서는 그림 7의 영상들을 포함하지 않은 20개의 MR 영상을 사용하였다.

영상들은 2절에서 설명한 과정에 의해 배경과 배경이 아닌 부분으로 나뉘어 졌는데, 영역분할의 신뢰성을 평가하기 위해 제안된 방법으로 영역 분할한 결과와 원영상에 대한 비교를 50개의 서로 다른 MR 영상에 대해 수행하였으며, 모든 비교에서 오브젝트는 영역분할지도에 포함되었음을 복호화 후의 영상과 원영상과의 차이 영상(difference image)을 통하여 확인했다. 영상에 따라서는 오브젝트 영역내에서도 영역분할시 중요한 부분으로 선택되지 않은 영역이 있는데 실제 이 부분은 촬영된 신체 내의 빈 공간(cavity)이거나 또는 상대적으로 신호의 크기가 매우 작은 부분이다. 이러한 부분들의 예로서, 공기가 많은 폐나 난류(turbulent flow)가 있는 심장등이 될 가능성이 있으며, 이들을 부호화 대상에서 제거해 버리는 것은 중요한 정보를 잃어버릴 위험이 있다. 따라서 이러한 부분이 오브젝트 내에 발생시 이를 오브젝트로 채워 주는 알고리즘을 추가하였다. 각 실험 영상의 영역분할 결과는 그림 8에 제시하였다.

실험은 크게 두부분으로 구성되어진다. 우선 영역분할 정보를 사용하지 않은 부호기에 대한 영역분할기반 부호기의 비트율 감축성능을 살펴보고, 그 다음은 12비트 영상을 위한 JPEG 부호화 방법과 제안하는 영역분할기반 부호기의 복원화질을 같은 압축율에 대해서 비교해 본다. 영역분할정보를 사용하지 않은 부호기는 일반적인 문턱치 처리를 통한 부호기가 하는 바와 같이 제안한 방법에서 에너지 지도를 그대로 부호화 선택지도로 사용하는 경우이고, 벡터양자화의 부호책은 훈련신호중 이 에너지 지도

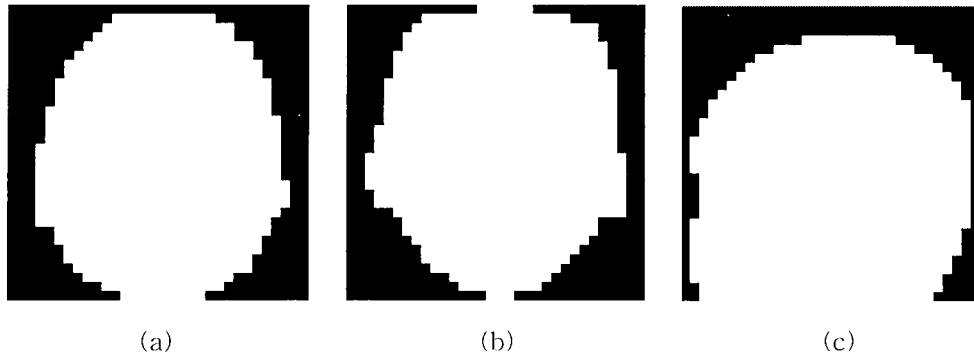


그림 8. 영역분할된 MR 영상들
 (a) MR1 (b) MR2 (c) MR3
 Fig. 8. Segmented MR images
 (a) MR1 (b) MR2 (c) MR3

표 1. 영역분할기반 부호기의 비영역분할기반 부호기에 대한 이득 계산

Table 1. Calculation of gains from segmentation-based coder when compared with nonsegmentation-based coder

MR image	local SNR (dB)	without segmentation		with segmentation		Gain (%) $\frac{(B_s - B)}{B} \times 100$
		bit rate B_s (bpp)	compression ratio	bit rate B (bpp)	compression ratio	
MR1	24.16	1.125	11.39	0.905	13.26	19.56
MR2	22.74	1.047	11.46	0.908	13.22	13.28
MR3	24.11	1.050	11.42	0.920	13.03	12.38

표 2. 같은 압축율에서의 JPEG과 제안된 부호기와의 복원화질 비교

Table 2. Comparison of reconstructed image quality between JPEG and the proposed coder at the same compression ratio

MR image	compression ratio	local MSE		local PSNR(dB)		local SNR(dB)	
		JPEG	proposed	JPEG	proposed	JPEG	proposed
MR1	13.26	2572.1	1902.4	38.140	39.450	22.861	24.162
MR2	13.22	2270.1	1347.5	38.685	40.951	20.487	22.741
MR3	13.03	1431.2	1109.0	40.688	41.795	23.083	24.11

를 통해 선택된 영역 구획들만을 추려서 설계하였다. 제안하는 영역분할기반 부호화에서도 같은 부호책을 사용하면 오브젝트내에서 복원영상은 서로 동일하게 된다. 본 논문에서는 진단에 관련이 있는 오브젝트 영역내에서의 화질에만 관심이 있으므로, 다음과 같이 3가지의 지역적인 화질 측정자를 정의하였다.

$$local\ MSE = \sum_{(i,j) \in S} \frac{1}{N} (x(i,j)) - \hat{x}(i,j)^2$$

$$local\ SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{(i,j) \in S} \frac{1}{N_s} x^2(i,j)}{local\ MSE} \right)$$

$$local\ PSNR = 10 \log_{10} \frac{4095^2}{local\ MSE}$$

여기서, S 와 N_s 는 각각 오브젝트 영역에 속하는 화소들의 좌표들의 집합과 그 크기이고, $x(i,j)$ 는 원영상의 화소값, $\hat{x}(i,j)$ 는 복원영상의 화소값이다.

<표 1>은 각 실험 영상을 같은 부호기에 대하여 같은 화질일 때 영역분할지도를 참조하지 않은 것과 참조한 것의 결과로서, 동일한 local SNR에 대해 제안하는 방법이 대략 13% 내지 19% 정도의 비트율에 대한 이득을 얻을 수 있었다. 이득의 차이는 영상마다 배경의 노이즈 양이나 전체 영상의 크기에 대한 오브젝트의 크기의 비율이 다르기 때문에 나타나는 것으로 볼 수 있다.

<표 2>는 JPEG과의 비교를 보여주고 있는데, 같은 압축율일 때 제안한 알고리즘을 사용한 경우가 모든 화질 측정자에 대해 더 좋게 나타남을 알 수 있다.

결 론

배경이 많은 노이즈로 덮혀 있는 MR 영상의 효율적인 데이터 압축을 위해 영상내에서 진단에 의미 있는 부분과 의미 없는 부분으로 영역분할을 하는 것과 그 영역분할지도를 참조하여 손실 부호화하는 알고리즘에 대하여 논의하였다.

전해상도 웨이블릿 변환은 영역분할을 위한 영상의 특성 추출에 좋은 도구를 제공하고 특성 벡터를 분류하는 과정은 Kohonen self-organizing map을 이용하였으며 그 결과는 부호화를 위한 영역분할지도를 만들기에 충분함을 알 수 있었다. 이렇게 영역분할을 도입하여 웨이블릿 변환을 이용한 부호화 알고리즘에 적용한 결과 영역분할을 도입하지 않은 것에 비해 좋은 압축 효과를 낼 수 있었으며, 같은 압축율일 때 JPEG에 비해서 더 좋은 화질을 보임을 알 수 있었다.

따라서, 본 논문은 의료영상만이 지닌 특성을 파악하여 그 결과를 효율적으로 선택적 부호화에 적용시키는 방법을 제안하였으며, 이는 방대해지는 의료영상 데이터를 저장, 전송하는 효과적인 방법이 될 것이다.

참 고 문 헌

1. T. Ishigaki, S. Sakuma, M. Ikeda, Y. Itoh, M. Suzuki, and S. Iwai, "Clinical evaluation of irreversible image compression: Analysis of chest imaging with computed radiography," *Radiology*, vol. 175, pp. 739-743, 1990.
2. P. C. Cosman, R. M. Gray, R. A. Olshen, "Evaluating quality of compressed medical images: SNR, subjective rating, and diagnostic accuracy," *Proc. of IEEE*, vol. 82, pp. 919-932, Jun. 1994.
3. P. C. Cosman, H. C. Davidson, C. J. Bergin, C. Tseng, L. E. Moses, E. A. Riskin, R. A. Olshen, and R. M. Gray, "Thoracic CT images: Effect of lossy image compression on diagnostic accuracy," *Radiology*, vol. 190, pp. 517-524, Feb. 1994.
4. K. Chen, T. V. Ramabadran, "Near-lossless compression of medical images through entropy-coded DPCM," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 13, pp. 538-548, Sept. 1994.
5. Giovanni Poggi and Richard A. Olshen, "Pruned tree-structured vector quantization of medical images with segmentation and improved prediction," *IEEE trans. Image Processing*, vol. 4, pp. 734-742, Jun. 1995.
6. W. B. Pennebaker, J. L. Mitchell, *JPEG still image data compression standard von Nostrend Reinhold*, New York, 1993.
7. G. A. Wright, "Magnetic resonance imaging," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 55-66, Jan. 1997.
8. Michael Unser, "Texture classification and segmentation using wavelet frames," *IEEE trans. Image Processing*, vol. 4, pp. 1549-1560, Nov. 1995.
9. Robin N. Strickland, and Hee Il Hahn, "Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammograms," *IEEE trans. Medical Imaging*, vol. 15, pp. 218-229, Apr. 1996.
10. Kohonen, T. "Self-organized formation of topologically correct feature maps," *Biological Cybernetics*, 43:59-69, 1982.
11. Kohonen, T. "The self-organizing map," *Proc. of the IEEE*, 78(9) : 1464-1480, 1990.
12. M. J. Shensa, "The discrete wavelet transform: Wedding the à trous and Mallat algorithms," *IEEE trans. Signal Processing*, vol. 40, pp. 2464-2482, Oct. 1992.
13. I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets," *Comm. Pure Appl. Math.*, vol.41, pp. 909-996, 1988.
14. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, pp. 205-220, Apr. 1992.
15. M. Rabbani, P. W. Jones, *Digital Image Compression Techniques*, SPIE, Bellingham Washington, 1991.

=국문초록=

본 논문에서는 일반적으로 잡음이 있는 MR 영상의 배경 영역을 영역분할 알고리즘으로 제거하고 이 영역분할의 정보를 손실 부호화에 이용함으로써 데이터의 압축 효율을 높이는 방법을 제안한다. 영역분할 알고리즘은 영역의 특성추출을 위해 전해상도 웨이블릿 변환(full-resolution wavelet transform)을 이용하며, 얻은 특성들의 분류를 위해 Kohonen self-organizing map을 사용한다. 웨이블릿 변환을 이용한 부호기에서는 영역분할 결과 진단에 의미없는 부분으로 판단된 영역은 부호화 하지 않음으로써 압축 효율을 향상시킨다. 제안한 알고리즘으로 MR 영상들을 부호화한 결과, 영역분할 정보를 이용하지 않을 경우보다 평균적으로 약 15% 정도의 비트율의 절약을 가져올 수 있었으며, 같은 압축률일 경우에는 복원된 영상이 JPEG에서보다 좋은 화질을 나타내었다.