

의료 영상의 순차전송을 위한 무손실 부호화 기법

김효준*·송준석*·이승준**·김종호***·이충웅*

= Abstract =

A Lossless Coding Scheme for Progressive Transmission of Medical Images

Hyo Joon Kim*, Jun Seok Song*,
Seung Jun Lee**, Jong Hyo Kim***, and Choong Woong Lee*

In this paper, we propose the lossless coding scheme for progressive transmission of medical images. The input image is decomposed by the proposed fast adaptive subband decomposition method which is suited for a lossless coding. The decomposed images are coded by an arithmetic coder with two conditioning pixels, and the conditioning pixels are selected differently according to the property of the subbands. The conditioning contexts are usually quantized to reduce the conditional state, and the optimization method of quantization is proposed for the purpose of improving compression ratio in this paper. The proposed lossless coding scheme provides the asymmetric structure of codec and results in better compression ability than the JPEG lossless coding[1].

Key words : Lossless coding, Progressive transmission, Fast adaptive subband decomposition, Arithmetic coding, Conditioning context

서 론

영상 부호화 방법은 손실 부호화와 무손실 부호화의 두 가지 방법으로 크게 분류될 수 있다. 일반적으로 무손실 부호화는 영상 재생의 신뢰성이 중요한 요소가 되는 의료 영상의 압축이나 위성사진의 압축, 필터링과 같은 후처리가 요구되는 영상의 압축 등에 필요하다. 두 방법 중 어느 방법이든 가변해상 능력(scalability)와 순차전송 능력을 갖추게 되면, 복호기와 전송시스템의 효율성을 높이는 데 큰 기여를 할 수 있게 된다. 가변해상 능력은 각기 다른 해상도를 요구하는 수신자들에게 후처리를 할 필요없이 영상을 보여줄 수 있게 하고, 순차전송 능력은 다소 지연이 있는 패킷전송 환경에서도 영상 검색을 효과적으로 할 수 있게 하기 때문이다. 또한, 의료영상 검색 시스

템과 같은 응용에서는, 영상 데이터베이스 서버에서 영상을 한번 부호화한 후에 다수의 검색기에서 수시로 복호화하므로, 부호기에서보다는 복호기에서의 짧은 처리시간 및 낮은 복잡도가 중요한 요구조건이 된다. 본 논문에서는 위의 여러 조건들을 만족시키는 무손실 부호화 방법을 제안한다. 이 방법은 크게 두 부분으로 구성되는데, 첫 번째는 영상의 순차전송을 위한 영상의 대역분할 방법이고 두 번째는 분할된 영상의 산술부호화 방법이다.

손실 부호화를 위해서는 웨이블릿을 이용한 대역분할 방법이 널리 사용되고 있으나[2], 일반적으로 이 방법에서는 대역분할된 계수가 정수값으로 표현되지 않으므로 무손실 부호화와의 결합이 쉽지 않다. 대역분할된 영상의 계수가 한정된 크기의 정수 값을 갖도록 하여 무손실 부호화에 적합하도록 하는, 몇가지 대역분할 방법들이 제안

*서울대학교 전기공학부 뉴미디어통신공동연구소

*Institute of New Media & Communications, School of electrical engineering, Seoul National University

**SK Telecom

***서울대학교 의과대학 방사선과학교실

***Department of Radiology, Seoul National University Hospital

이 논문은 보건복지부에서 주관한 선도기술 의료공학 기술개발사업(HMP-95-G-1-5)의 지원과 95년도 서울대학교병원 임상 연구비(2-95-229)지원에 의해 이루어진 것임.

통신저자 : 김효준, (151-742) 서울 관악구 신림동 산 56-1 서울대학교 뉴미디어통신공동연구소 223-B,

Tel. (02)880-8426, E-mail : hades@icl.snu.ac.kr

된 바 있다. Egger와 Kunt에 의해 제안된 적응 대역분할 방법[3]은 입력 영상을 저대역, 고대역 모두 분할 하는 것이 아니라 저대역만 계속 분할하여 계산량을 감소시키고, 두 개의 필터를 적응적으로 교환하여 사용함으로써 우수한 에너지 압축 성능을 갖는다. 하지만, 텍스처 검출 과정 때문에 부호기와 복호기에서 상대적으로 긴 대역분할/대역합성 시간을 필요로 한다. 또한 이 방법은 부호기에서 대역분할하는 과정과 복호기에서 대역합성하는 과정이 대칭적이므로 복호기에서의 처리 시간이 부호기에서의 처리 시간과 비슷하게 소요된다.

본 논문에서는, 적응 대역분할 방법을 개선한 고속 적응 대역분할 방법을 제안한다. 적응대역분할 방법은 텍스처 검출에 기반을 두어 두 종류의 필터를 교환하여 사용하지만, 제안하는 방법에서는 이전 화소의 보간 오차에 기반을 두어 필터를 교환함으로써 우수한 에너지 압축 성능은 그대로 유지하면서 영상의 대역분할/대역합성에 걸리는 시간을 단축시킨다. 특히, 이 방법에 의해 부호기에서의 대역분할보다 복호기에서의 대역합성에 걸리는 시간이 더 짧아지게 된다.

대역분할된 영상은 대역 간 및 대역 내 상관성을 활용하기 위하여 두 조건화 화소를 이용하는 조건부 산술 부호기에 의해 부호화된다. 이러한 조건부 산술부호화 방법은 대역분할된 계수의 고차 통계 특성을 활용하여 압축효율을 높이는 반면, 일반적으로 많은 조건화 상태의 수를 필요로 하여 구현상 어려움을 주게 된다. 따라서 본 논문에서는 조건화 상태의 수를 효과적으로 줄이기 위하여 두 개의 조건화 화소를 각각 양자화하는 방법을 사용하는데, 각 부대역에서의 조건화 화소에 대한 확률적 특성은 각기 다르기 때문에, 각 대역별로 조건화 화소들을 최적 양자화하는 방법을 제안한다. 이 최적화 과정은 부호기에서만 행해지고 이로 인한 양자화 파라미터가 복호기로 보내어 지므로 복호기의 복잡도가 증가 없이 입력영상의 특성에 맞도록 적응적으로 엔트로피 부호화하여 압축효율을 향상시키게 한다.

영상의 대역분할

일반적인 대역분할 방법은 대역분할 후의 영상의 계수가 연속적인 값을 갖기 때문에 계수를 적은 수의 유한한 비트로 표현하는 것이 불가능하다. 따라서 무손실 부호화를 위해서는 대역분할된 영상의 각 화소값이 유한크기의 정수값으로 표현되도록 대역분할하는 것이 일반적이다. 예를 들어 화소값의 범위가 0에서 4095 사이의 값을 가지는 12 비트 영상이 대역분할되는 경우, 변환에 의한 계수의 범위가 -4095에서 4095 사이의 정수값이 되도록 하는 것이다. 이런 성질을 가지는 대역분할 방법을 아래

에 설명한다.

1. Egger & Kunt의 적응 대역분할[3]

적응 대역분할은 Egger와 Kunt에 의해 제안되었다. 적응대역분할 방법은 짝수 번째의 화소는 저대역으로 보내고, 주위의 짝수 번째 화소들에 의한 홀수 번째 화소의 보간 오차는 고대역으로 보내는 것이다. 이 방법의 주요한 특징은 홀수 번째 화소를 보간할 때 사용하는 필터로 두 종류를 쓴다는 점인데, 영상의 평탄부와 윤곽선 부분에는 비선형 필터를 사용하고 텍스처 부분에는 선형 필터를 사용한다. 이렇게 다른 특성을 가진 영역에 두 종류의 필터를 교환하여 사용하는 것은 각 필터가 홀수 번째 화소를 보다 효과적으로 보간할 수 있게 하여, 고대역의 화소가 될 보간 오차의 분산을 감소시킴으로써 에너지 압축 성능을 향상시킨다. 어느 필터를 사용할지를 결정하기 위하여 적응대역분할은 텍스처 검출을 행하는데, 텍스처 검출은 매 화소마다 주변 화소들의 지역 분산과 네가지 방향의 지역분산을 계산하여 그 화소가 텍스처 부분에 속하는지 다른 부분에 속하는지를 결정한다. 이런 검출 방법은 분산들을 계산하는데 많은 시간을 필요로 할 뿐더러 부호기와 복호기에서 똑같은 방법으로 수행된다. 또한, 분산값을 근거로 어떤 화소가 어느 부분에 속하는지를 판단해 주는 두 개의 임계치는 모든 영상마다 고정되어 있으므로 영상의 특성을 잘 반영하지 못한다. 따라서 우리는 이런 단점들을 보완하기 위하여, 개선된 적응대역분할 즉, 고속 적응대역분할을 다음 절에서 제안한다.

2. 제안된 고속 적응대역분할

고속 적응대역분할은 텍스처 검출 과정을 제외하고는 기본적으로 적응대역분할의 구조와 같은 구조를 갖는다. 기본적인 대역분할 과정은 다음과 같다. p, q, K 가 양수 값을 가질 때, 입력영상을 $\{A(m,n), m=0, \dots, M-1; n=0, \dots, N-1\}$, $M=p \times 2^K, N=q \times 2^K$ 라고 나타내면, 저율 표본화된 영상들 $\{A_k, k=0, 1, \dots, 2K\}$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$A_n(m, n) = A(m \cdot 2^{\lfloor (k+\delta_m)/2 \rfloor}, n \cdot 2^{\lfloor (k+\delta_n)/2 \rfloor}) \quad (1)$$

이 영상들은 이진 피라미드를 형성하고, 피라미드 단계가 진행함에 따라, 화소 수는 반으로 줄어든다. k 는 피라미드 단계를 나타내고, $2K$ 번째 피라미드는 $p \times q$ 크기의 근사신호가 된다. $\delta_m, \delta_n \in \{0, 1\}$ 는 $\delta_m + \delta_n = 1$ 을 만족하고, $\underline{\delta} = (\delta_m, \delta_n) = (1, 0)$ 또는 $(0, 1)$ 에 따라 수평방향으로 표본화를 할지, 수직 방향으로 표본화를 할지를 결정한다. 여기서 세부신호 D 는 다음과 같이 정의된다.

$$D_{2k}(m, n) = A_{2k}(m, n)$$

$$D_i(m,n) = A_i(m,n) - [\text{int}_{\delta, F}\{A_{i+1}(m,n)\}] \quad (2)$$

for $0 \leq m < M/2^{\lfloor (k+\delta_m)/2 \rfloor}$, $0 \leq n < N/2^{\lfloor (k+\delta_n)/2 \rfloor}$

$[\cdot]$ 는 정수로 반올림을 나타내고, $\text{int}_{\delta, F}\{\cdot\}$ 는 δ 와 k 에 따라 수직 또는 수평 방향으로 보간함을 나타낸다. 여기서 $F \in \{0,1\}$ 는 보간하는데 사용하는 필터를 선택하게 되는데 $F=0$ 이면 선형 필터, $F=1$ 이면 비선형 필터를 사용한다. 이 논문에서 사용한 필터는 [3]에서 사용한 것과 같은 필터를 사용하는데 비선형 필터로는 6화소의 지지영역(region of support)을 갖는 중간값 필터(median filter)를 사용하고 선형 필터로는 4탭 FIR 필터를 사용한다. 이때, 남은 문제는 각 화소마다 F 를 결정하는 방법이다. 두 종류의 필터를 바꾸면서 사용하는 목적은 기본적으로 짝수 번째의 화소로 홀수 번째의 화소들을 보다 정확히 예측하는데 있다고 언급한 바 있다. 만약 한 화소가 이전 화소와 같은 특성을 가진 영역에 속한다고 가정하면, 이전 화소의 보간 오차를 관찰함으로써 사용된 필터가 효과적으로 보간을 하는지를 판단할 수 있게 된다. 따라서, 제안하는 필터 교환 알고리즘에서는 이전 화소의 보간 오차(고대역의 화소)가 일정 값을 벗어나면 필터 종류를 바꾸고, 이전 화소의 보간 오차가 일정 값 사이에 있다면 같은 종류의 필터를 사용하도록 한다. 이 알고리즘은 다음과 같이 정리될 수 있다.

< 필터 교환 알고리즘 >

- 단계 0 : 모든 화소를 선형 필터에 의해 보간했을 때의 고대역 화소들의 평균 m 과 분산 σ^2 을 계산하여, 임계치 $T_l (= m + 1.5\sigma)$ 와 $T_h (= m - 1.5\sigma)$ 을 계산한다.
- 단계 1 : 모든 줄의 처음 화소는 선형 필터로 보간한다($F=0$).
- 단계 2 : 화소의 보간 오차($D_i(m,n)$)가 T_l 보다 크거나 T_h 보다 작으면, 다음 화소는 다른 종류의 필터로 보간한다($F=F$). 그렇지 않다면, 다음 화소는 같은 종류의 필터로 보간한다($F=F$).

각 부대역마다의 두 개의 임계치는 부가 정보로 복호기에 보낸다. 따라서, 복호기에서는 단계1,2만을 수행하여 단계 0에서의 m 과 σ^2 의 계산을 생략하므로, 복호기에서의 대역합성은 부호기에서의 대역분할에 걸리는 시간보다 짧아지게 된다.

대역분할 방향은 수평-수직 방향, 또는 수직-수평 방향을 반복하여 분할하는데, 에너지 압축 성능이 우수한 쪽으로 선택한다. 그림 1은 입력 영상을 7개의 부대역으로 수직-수평 방향으로 계속 분할할 때의 분할된 영상의

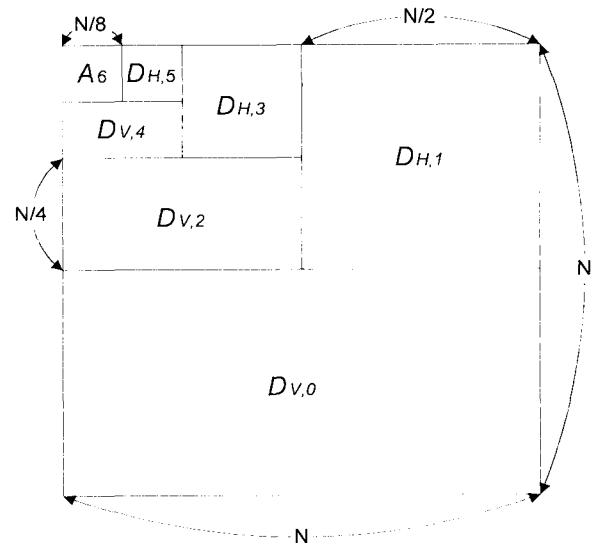


그림 1. 입력 영상을 7개의 부대역으로 대역분할한 영상의 구조. N은 영상의 크기, A는 근사 신호, D_v 와 D_h 는 세부신호를 나타낸다

Fig. 1. The structure of image which is decomposed into 7 subbands. N is the size of image, A is approximate signal, D_v , D_h are detail signals

구조를 보여준다. 식 (2)에서 $\delta=(1,0)$ 일 때의 세부신호를 D_h , $\delta=(0,1)$ 일 때의 세부신호를 D_v 로 표기한다.

대역분할된 신호의 산술 부호화

대역분할 후의 모든 부대역은 대역간 및 대역내 상관성을 활용하기 위하여 두 개의 조건화 화소 C_1 과 C_2 를 이용하는 산술부호기에 의해 부호화된다. 하지만 각 부대역마다의 다른 확률적 특성을 이용하기 위해, 조건화 방법을 부대역의 종류마다 다르게 한다.

1. 근사 신호의 산술 부호화

근사신호(A 부대역 상의 화소들)에 해당하는 화소들의 값의 범위는 원 영상의 값과 동일한 범위를 갖게 되고, 이 화소들은 DPCM(differential pulse code modulation)을 거친 후에 부호화된다. 즉, 현재 부호화하려는 화소는 우선 이전에 부호화된 두 화소(위 화소와 왼쪽 화소)를 이용하여 예측된다. DPCM 후의 예측 오차는 두 조건화 화소 C_1 , C_2 를 이용하는 산술부호기에 의해 부호화된다. 여기서 C_1 , C_2 는 각각 위 화소와 왼쪽 화소의 예측 오차로 정의되는데, 이것은 주변화소의 예측 오차들 간의 확률적인 상관성을 이용하기 위한 것이다.

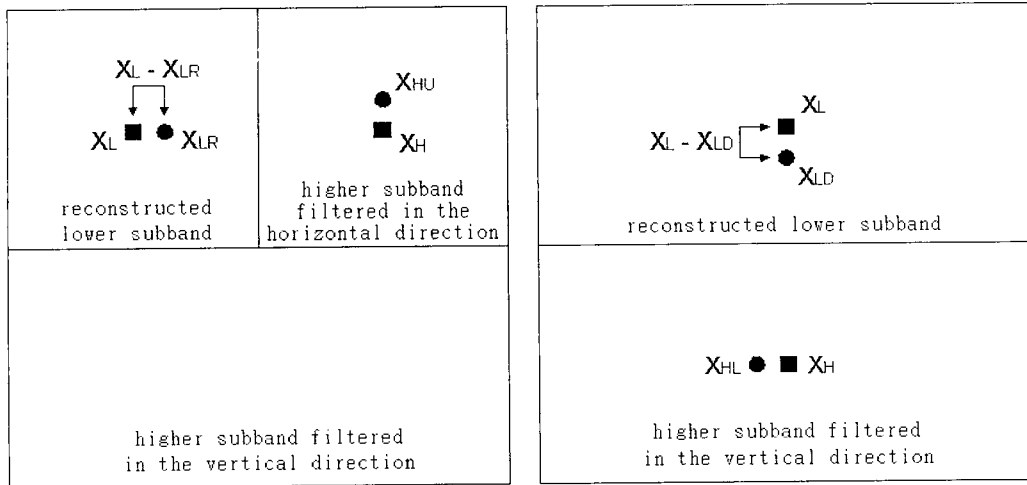


그림 2. 세부신호에서의 조건화 화소 선정

- (a) 수평방향 필터링에 의한 고대역의 조건화 화소
- (b) 수직방향 필터링에 의한 고대역의 조건화 화소

Fig. 2. The selection of conditioning pixels in detail signal

- (a) The conditioning pixels in higher subband after filtering in horizontal direction
- (b) The conditioning pixels in higher subband after filtering in vertical direction

2. 세부 신호의 산술 부호화

세부 신호(D_H 또는 D_V 부대역 상의 화소들)도 또한 두 조건화 화소를 이용하는 산술부호기에 의해 부호화된다. 하지만, 세부신호에서는 주변화소들간의 상관성은 미약하기 때문에 조건화 화소는 근사신호 때와는 다르게 정의된다. 수평(수직) 방향으로 필터링을 한 후 생긴 고대역 D_H (D_V)에서는 두 조건화 화소 중 하나는 부호화하려는 화소의 바로 위쪽(왼쪽) 화소로 정의된다. 이런 식으로 조건화 화소를 정한 것은 수평(수직) 방향으로 필터링을 한 후 생성된 고대역 상의 화소들은 수평(수직) 방향으로는 상관성이 제거되었지만 수직(수평) 방향으로는 어느 정도의 상관성을 가지고 있다는 사실에 기인한 것이다. 다른 조건화 화소는 현재 부호화 하려는 고대역에 상응하는 저대역 상에 대응하는 위치에 있는 수평(수직) 방향 상의 인접한 두 화소의 차이로 정의된다. 여기서 고대역에 상응하는 저대역이란 현재 부호화하려는 고대역 이후에 더 분할되어 생성된 부대역들이 모두 합성되었을 때의 저대역을 의미한다. 이렇게 조건화 화소를 선정한 것은 그림 2에서 X_H 계수는 수평(수직) 방향으로 고역 통과 필터를 거친 후 생긴 것으로 볼 수 있으므로 이 계수는 저대역 상의 대응하는 위치에 있는 수평(수직) 방향으로 인접한 신호의 차 $X_L - X_{LR}$ ($X_L - X_{LD}$)와 상관성이 있다는 점을 활용한 것이다. 각 부대역 상의 계수를 부호화하는데 사용되는 조건화 화소는 그림 2와 표 1에 정리되어 있다.

표 1. 부대역 종류마다의 조건화 화소 선정

Table 1. The selection of conditioning pixels according to the type of subband

부호화하려는 화소	C_1	C_2
A 대역의 X	X의 왼쪽 화소	X의 위쪽 화소
D_H 대역의 X_H	X_H	$X_L - X_{LR}$
D_V 대역의 X_H	X_H	$X_L - X_{LD}$

산술부호화의 문맥 감소

대역분할 후의 영상의 화소값은 12비트 영상에 대해서 -4095에서 4095까지의 값(또는 10비트 영상에 대해서 -1023에서 1023까지의 값)을 갖는데 이 화소를 이진 산술부호기에 의해 부호화하기 위해서는 이 값들은 각각 이진판정에 의하여 부호화될 양이 결정되어야 한다. 각 판정은 독립된 문맥 하에서 부호화되는데 이 독립된 문맥을 주요문맥이라한다. 이때, 압축효율을 높이기 위하여 주변 값들의 정보(조건화 화소)를 이용하면, 주요 문맥은 주변 값들에 근거한 일련의 조건화 문맥으로 세분화될 수 있다. 이렇게 조건화 화소에 의하여 조건화 문맥이 생긴다면, 부호기와 복호기가 보유해야 하는 확률 추정표의 크기가 매우 커지므로, 부호화하려는 화소와 조건화 화소를 양자화하여 결과적인 조건화 문맥의 수를 감소시킨다. 이 절에서는 양자화하는 방법 및 조건화 화소에 대한 양자화 파라미터의 최적화 방법을 설명한다.

1 주요 문맥의 감소

산술부호화를 할 때 실제로 부호화되는 것은 근사 신호에서는 DPCM 후의 예측 오차가 되고 세부 신호에서는 계수 그 자체이다. 결과적으로 산술 부호기로의 입력은 12 비트 의료 영상에 대해서는 -4095에서 4095 사이의 값(10비트 영상에 대해서는 -1023에서 1023 사이의 값)을 갖게 되고 모든 값이 독립적인 확률 추정값에 의해 부호화된다면, 확률 추정표는 주요 문맥으로서 8191개의 확률을 유지하고 있어야 한다. 이 문맥의 수는 조건화 화소와 관련되어 크게 증가될 것이기 때문에 메모리의 제약이 있는 경우에는 구현하는데 어려움이 생긴다. 따라서 이 논문에서는 JPEG 무손실 방법에서 쓰인 분류화 방법 [1]을 사용하여 화소의 전체 범위 -4095에서 4095까지 (-1023에서 1023까지)를 16개(14개)의 클래스로 나누어서 클래스 인덱스는 JPEG 무손실 방법과 같은 식으로 가변길이 부호화되고, 클래스 안에서의 화소의 식별 정보는 고정길이 부호화된다.

2 조건화 문맥의 감소

각 부대역에 대한 조건화 화소 C_1 와 C_2 는 12비트 의료 영상에 대해서 -4095에서 4095까지의 값(10비트 영상에 대해서 -1023에서 1023까지의 값)을 가질 수 있기 때문에, 부호기와 복호기는 $8191^2 \times 16$ 개($2047^2 \times 14$ 개)의 조건화 문맥에 대한 확률 표를 유지해야 한다. 하지만 이것은 실제적으로 구현하기 어렵기 때문에 확률 표의 수를 줄이기 위해 조건화 문맥을 어떻게든 양자화하는 것이 필요하다. 이 논문에서는 JPEG 무손실 방법에서와 같이 두 조건화 화소의 값을 각각 5개로 양자화하여, 각 주요 문맥 당 5개의 확률 표가 필요하도록 한다. 하지만, 계수 값의 조건부 확률의 분포가 조건화 화소와 부대역에 따라서 다르기 때문에 양자화 파라미터(T_1, \dots, T_5)는 각 조건화 화소와 각 부대역에 따라 다르게 정의되고 이 파라미터는 다음 절에 설명되는 방법으로 최적화 방법에 의해 정해진다.

3. 조건화 문맥 양자화의 최적화

위에 설명했듯이 계수 값의 확률적 분포는 조건화 화소와 부대역에 따라서 다르기 때문에 각각에 대하여 조건화 화소를 양자화할 때 양자화 파라미터가 최적화된다면 같은 메모리를 가진 상태에서 압축율을 향상시킬 수 있다. 최적화 과정은 부호기의 복잡도와 압축 시간을 증가시키지만 복호기는 그러한 최적화 과정을 수행할 필요 없이 단지 양자화 파라미터를 받기만 하면 되므로 복호기의 복잡도를 거의 변화시키지 않고 압축율을 향상시킬 수 있다.

제안된 조건화 문맥 양자화의 최적화 과정은 다음과 같다.

$\epsilon > 0$ 은 임의의 문턱치이고, $T_{C_1} = (T_{1,C_1}, T_{2,C_1}, T_{3,C_1}, T_{4,C_1})$ 은 조건화 화소 C_1 의 양자화 파라미터이고, $T_{C_2} = (T_{1,C_2}, T_{2,C_2}, T_{3,C_2}, T_{4,C_2})$ 은 조건화 화소 C_2 의 양자화 파라미터이고, $H(T_{C_1}, T_{C_2})$ 을 T_{C_1}, T_{C_2} 에 의한 부대역의 엔트로피라고 할 때,

- 1) 양자화 파라미터 $T_{C_1}^*, T_{C_2}^*$ 를 초기화하고, $H_0(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*)$ 을 구한다.
- 2) $T_{C_1}^* = \text{argmin}_{T_{C_1}} [R(T_{C_1}, T_{C_2}^*)]$ 을 정한다.
- 3) $T_{C_2}^* = \text{argmin}_{T_{C_2}} [R(T_{C_1}^*, T_{C_2})]$ 을 정한다.
- 4) $[H_n(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*) - [H_{n+1}(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*)]] > \epsilon$ 이면 2)로 돌아간다.

이때 2), 3) 과정은 각 조건화 화소의 양자화 파라미터를 최적화하는 과정인데, 조건화 화소 C_i 의 양자화 파라미터를 최적화하는 경우에 다음과 같이 정의된다.

- 2-1) $[H_{n,0}(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*)]$ 을 구한다.
- 2-2) $T_{1,C_1}^* = \text{argmin}_{T_{1,C_1}} [R(T_{1,C_1}, T_{2,C_1}^*, T_{3,C_1}^*, T_{4,C_1}^*, T_{C_2}^*)]$ 을 정한다.
- 2-3) 2-2)과 같은 방법으로 $T_{2,C_1}^*, T_{3,C_1}^*, T_{4,C_1}^*$ 을 차례로 정한다.
- 2-4) $[H_{n,k}(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*) - [H_{n,k+1}(T_{C_1}^*, T_{C_2}^*)]] > \epsilon$ 이면 2-2)로 돌아간다.

1)-4)의 과정과 2-1)-2-4)의 과정은 각각 엔트로피가 항상 감소하는 방향으로 진행되기 때문에 결국에는 수렴하게 된다. 그림 3은 조건화 화소 C_i 의 양자화 파라미터를 최적화하는 과정을 보여준다.

실험결과

제안된 부호화 방법의 성능을 평가하기 위하여 의료 영상에 대하여 전산모의실험을 수행하였다. 의료영상으로는 화소 정밀도가 12비트인 CT(computed tomography) 영상과 10비트인 CR(computed radiography) 영상을 사용하였다. CT 영상의 크기는 512×512 이고 CR 영상의 크기는 1760×2140 이다. 전산모의실험에 사용된 영상은 그림 4에 나타나 있다. 그림 4는 의료영상의 모양이 좀 더 잘 보이도록 휘도와 대비를 조정한 것이다.

본 논문에서 제안한 고속 적응대역분할 방법을 평가하기 위하여 실험영상을 대역분할한 후의 0차 엔트로피를 적응대역분할 방법에 의한 결과와 비교하였다. 또한, 부호기에서 영상을 대역분할하는데 소요되는 시간과 복호기에서 분할된 영상을 대역합성하는데 소요되는 시간을 각각의 방법에 대하여 조사하였다. CT 영상에 대해서는 입력영상을 7개의 부대역으로 분할하고, CR 영상에 대해서는 11개의 부대역으로 분할했을 때의, 각 방법에 대한 0

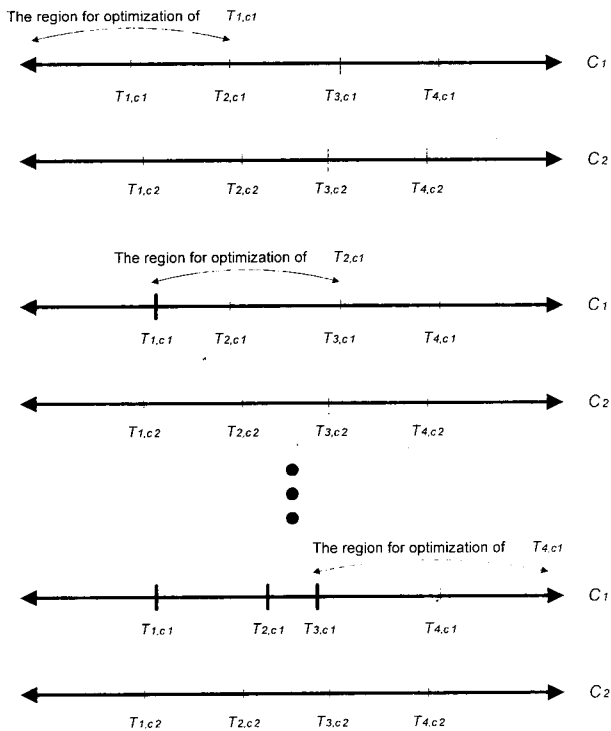


그림 3. 조건화 화소 C_i 의 양자화 파라미터의 최적화 과정
 Fig. 3. The optimization process of quantization parameters in the conditioning pixel C_i

차 엔트로피와 대역분할/대역합성 시간이 표 2에 나타나 있다.

제안된 고속 적응대역분할 방법의 0차 엔트로피는 적응대역분할 방법에 비해서 약간 높은 0차 엔트로피를 보임을 알 수 있고, 백그라운드가 많은 Brain 영상같이 평탄부가 많은 영상에서는 제안된 방법이 더 낮은 엔트로피를 나타내는 것을 볼 수 있다. 대역분할/대역합성 시간을 비교해 볼 때, 적응대역분할 방법에 비하여 시간을 많이 단축시킴을 알 수 있다. 특히, 적응대역분할 방법은 대역

분할/대역합성 방법의 대칭성으로 인하여 대역분할 시간과 대역합성 시간이 거의 같게 되지만, 고속 적응대역분할 방법으로는 대역분할 시간에 비해 대역합성 시간이 더 단축됨을 알 수 있다.

본 논문에서 제안된 조건화 문맥 양자화의 최적화에 의한 비트율 향상도를 평가하기 위하여 조건화 문맥을 등분할하여 양자화했을 때의 비트율과 최적 양자화했을 때의 비트율이 표 3에 나타나 있다. 조건화 문맥을 등분할한다는 것은 각 조건화 화소가 값을 가질 수 있는 범위를 5개의 같은 크기로 나눈 것을 의미한다. 조건화 문맥의 최적 양자화로 인해 비트율 감소를 얻을 수 있고, 특히 CT 영상에 많은 효과가 있음을 알 수 있다.

고속 적응대역분할 방법으로 분할된 영상을 본 논문에서 제안한 방법으로 산술 부호화를 하였을 때의 전체 비

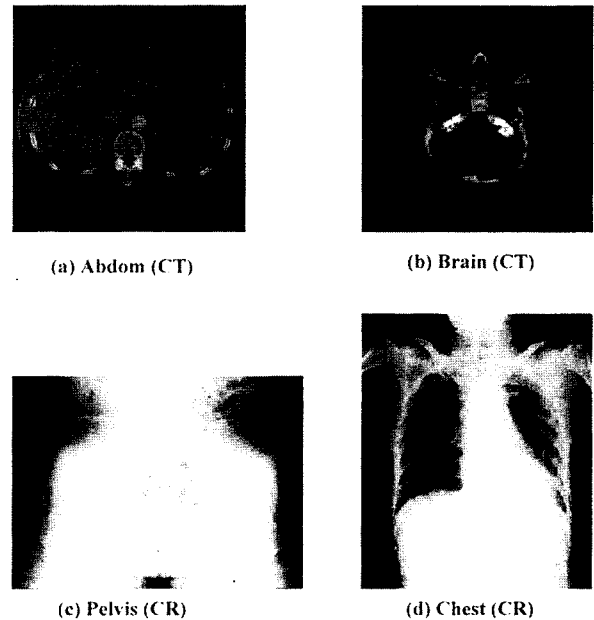


그림 4. 전산모의실험 영상
 Fig. 4. The images for simulation

표 1. 고속적응대역분할 방법과 적응대역분할 방법과의 비교

Table 1. The comparison between fast adaptive subband decomposition and adaptive subband decomposition

		Abdom(CT)	Brain(CT)	Pelvis(CR)	Chest(CR)
영상의 크기		512×512	512×512	1760×2140	1760×2140
화소 정밀도		12 bit	12 bit	10 bit	10 bit
적응대역 분할방법	0차 엔트로피	5.05 bpp	3.64 bpp	3.53 bpp	3.73 bpp
	대역분할 시간	19 sec	20 sec	310 sec	307 sec
	대역합성 시간	19 sec	20 sec	309 sec	306 sec
제안된 고속대역 분할방법	0차 엔트로피	5.07 bpp	3.50 bpp	3.54 bpp	3.76 bpp
	대역분할 시간	2 sec	2 sec	42 sec	46 sec
	대역합성 시간	1 sec	1 sec	27 sec	31 sec

표 3. 조건화 문맥의 등분할 양자화에 의한 비트율과 조건화 문맥의 최적 양자화에 의한 비트율 비교

Table 3. The comparison between bit rate as a result of uniform quantization and bit rate as a result of optimized quantization of context

	Abdom (CT)	Brain (CT)	Pelvis (CR)	Chest (CR)
영상 크기	512×512	512×512	1760×2140	1760×2140
화소 정밀도	12 bit	12 bit	10 bit	10 bit
등분할 양자화	4.88 bpp	3.38 bpp	3.39 bpp	3.62 bpp
최적화에 의한 양자화	4.62 bpp	3.07 bpp	3.38 bpp	3.57 bpp

표 4. 제안방법과 JPEG 무손실 부호화 방법과의 압축률 비교

Table 4. The comparison of compression ratio between the proposed method and JPEG lossless coding

		Abdom (CT)	Brain (CT)	Pelvis (CR)	Chest (CR)
영상 크기		512×512	512×512	1760×2140	1760×2140
화소 정밀도		12 bit	12 bit	10 bit	10 bit
JPEG 무손실 방법	비트율	4.88 bpp	3.39 bpp	3.40 bpp	3.66 bpp
	압축률	2.46	3.54	2.94	2.74
제안한 방법	비트율	4.62 bpp	3.07 bpp	3.38 bpp	3.57 bpp
	압축률	2.60	3.91	2.96	2.80

트율과 JPEG 무손실 부호화 방법에 의하여 부호화하였을 때의 전체 비트율이 표 4에 나타나 있다. 여기서 압축률은 각 영상의 화소 정밀도를 각 비트율로 나눈 수치이다. 표 4에서 알 수 있듯이 실험 영상에 대하여 제안 방법의 압축률이 JPEG 무손실 부호화 방법보다 우수한 결과를 나타냄을 볼 수 있다.

결 론

이 논문에서는 의료 영상의 순차 전송이 가능한 무손실 부호화 방법이 제안되었다. 이 부호화 방법은 부호기와 복호기가 비대칭적인 구조를 갖게 하여, 복호기에서의 영상 복원 시간이 부호기에서의 압축 시간보다 단축되도록 하는 것을 목적으로 한다. 이를 위하여 복호기에서의 대역합성이 부호기에서의 대역분할보다 더 짧은 고속 적응 대역분할 방법을 제안하였고, 부호기에서만 수행하여 복호기에서의 복잡도 증가없이 압축율을 향상시킬 수 있는 조건화 문맥 양자화의 최적화 방법을 제안하였다. 제안된 고속 적응대역분할 방법은 기존의 적응대역분할 방법이 갖고 있던 대역분할/대역합성 과정의 긴 필터링 시간을 많이 감소시키면서도 우수한 에너지 압축 성능을 유지시켜 부호화 이득의 반환을 마련해 준다. 대역분할된 영상은 두 조건화 화소를 이용하는 산술부호기에 의해 부호화되는데, 이때 조건화 화소는 부호화하려는 각 부대역의 특성을 고려하여 부대역의 종류마다 각각 다르게 선정된다. 조건화 화소를 이용할 경우 일반적으로 부호기와 복호기가 유지해야 하는 추정확률의 수가 크게 늘어나므로

조건화 문맥을 양자화하는 방법을 사용하는데, 본 논문에서는 조건화 문맥을 양자화하여 감소시킬 때 각 조건화 화소 및 부대역에 따른 확률적 특성을 고려하여 양자화 파라미터를 각각의 경우에 대하여 최적화하는 방법을 제안하였다. 제안된 무손실 부호화 방법은 복호기에서의 대역합성 시간을 여타 다른 대역분할 방법과 비교하여 단축시킬 뿐만 아니라 분할된 영상을 부호화하였을 때 기존의 JPEG 무손실 부호화 방법보다 우수한 압축 성능을 보였다.

참 고 문 헌

1. W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, *JPEG Still Image Data Compression Standard*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1993.
2. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 1, pp. 205-220, Apr. 1992.
3. O. Egger, W. Li, and M. Kunt, "High Compression Image Coding Using an Adaptive Morphological Subband Decomposition," *Proc. IEEE*, Vol. 83, No. 2, February 1995.
4. O. Egger and M. Kunt, "Embedded Zerotree based Lossless Image Coding," *Proc. of IEEE-ICIP*, Washington, D.C., pp. 616-619, 1995.
5. M. Rabbani and P. W. Melnychuck, "Conditioning contexts for the arithmetic coding of bit planes,"

- IEEE Trans. Signal Processing, Vol.40, No.1, 1992.
6. J. Katto and Y. Yasuda, "Performance evaluation of subband coding and optimization of its filter coefficients," SPIE, Visual Commun. and Image Processing, Vol. 1605, pp. 95-106, 1991.
7. M. Rabbani and P. W. Jones, *Digital Image Compression Techniques*, SPIE Optical Engineering Press, 1991.
8. P. Roos, et al., "Reversible intraframe compression of medical images," IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 7, No.4, pp.328-336, 1988.
7. M. Rabbani and P. W. Jones, *Digital Image Com-*

=국문초록=

본 논문에서는 의료 영상의 순차전송을 위한 무손실 부호화 기법을 제안한다. 제안된 방법은 두 단계로 나누어지는데, 먼저 영상은 본 논문에서 제안하는 고속 적응대역분할 방법에 의하여 무손실 부호화에 적합하게 대역분할된다. 분할 후의 영상은 두 개의 조건화 화소를 이용하는 산술부호기에 의해 부호화되는데, 대역의 특성에 따라서 각각의 부대역에 적합한 조건화 화소가 다르게 선정된다. 일반적으로 조건화 상태를 줄이기 위해 조건화 문맥을 양자화하는 방법이 사용되는데, 본 논문에서는 감소된 문맥으로 우수한 압축 성능을 얻기 위하여 양자화 범위를 최적화하는 방법을 제안한다. 제안된 무손실 부호화 방법은 부호기/복호기가 비대칭적인 구조를 갖게 하고 JPEG 무손실 부호화 방법[1]보다 우수한 압축 성능을 보인다.