

적응 양자화를 위한 의료 영상 정보의 변환 부호화에 관한 연구

한 영 오 · 박 장 춘* · 최 윤 호 · 박 상 희

A Study Transform Coding of Medical Image Using Adaptive Quantization Method

Young Oh Han, Jang Choon Park*, Yoon Ho Choi, Sang Hui Park

- Abstract -

In this study, medical images, which are X-ray image and CT image, are compressed by the adaptive coding technique. The medical images may be treated as special ones, because they are different from general images in many respects. The statistical characteristics that medical images only have in transform domain are analyzed, and then the improved quantization method is proposed for medical images. For chest X-ray image and CT head image, the better results are obtained by the improved adaptive coding technique.

1. 서 론

디지털 기술은 CT, 디지털 간접촬영, 초음파 MRI, DSA 등 여러가지 진단 형태로 자주 사용되고 있는 추세이다. 따라서 진찰실 및 판독실까지 사람에게 의하여 필름을 직접 운반함으로써 필름의 보관관리, 운반에 따른 인적, 물적 손실이 클뿐만 아니라 촬영후 판독을 위하여 환자가 다시 병원에 와야하는 등의 번거로움이 있다. 이러한 손실을 줄이고, 필름의 소모량을 현저하게 감소시키기 위

하여 영상 발생 의료장비로부터 직접 영상 정보를 진찰실 또는 판독실로 전송하는 시스템이 구축되어야 하는데, 이러한 시스템을 구축하기 위한 가장 중요한 문제중의 하나가 모든 영상(보통 512×512 이상)정보를 각 병동으로 직접 전송하기에는 어려우므로 저장 및 전송하기 전에 압축을 위한 기술이 필요하다.^{1,2)} 한편, 압축후 복원된 의료 영상은 환자 진단을 목적으로 재사용되므로 상당한 정확성을 요한다. 따라서 의료 영상 정보를 압축할 경우 가장 중요한 제한 조건은 복원된 영상에서 왜곡(distortion)이 거의 없어야 하고 그 왜곡은 백색 잡음(white noise)에 가까울 정도로 상관도가 적어야 한다. 이와 같은 제한 조건에 의해 공간영역(spatial domain)에서의 압축보다는 변환영역(transform domain)에서의 압축이 바람직하다. 한편 변환 영역에서는 일반적으로 블록 단위의 압축 방법이 사용되는데 블록 현상(blocking effect)

〈접수 : 1989년 11월 27일〉

연세대학교 전기공학과

* 건국대학교 전산계산학과

(Dept. of Electrical Eng, Yonsei Univ.)

* (Dept. of Computer Science, Konkuk Univ.)

이 단점으로 지적되고 있다. 따라서 본 연구에서는 적응 부호화(adaptive coding) 기법을 사용하여 흉부 X-선 및 CT 영상 정보의 압축을 수행한다. 제한한 압축 기법은 적응 부호화에서 변환 영역 계수들의 통계적 특성을 Gauss, Laplace 및 Gamma 확률 분포로 분리하여 변환 계수들에 할당된 비트 수에 따라 양자기를 적응성있게 사용한 적응 양자화 방법을 사용하고, 복원 영상에서 나타나는 블록 현상 및 왜곡의 원인을 분석하여 흉부 X-선 영상 및 CT 영상에 적합한 개선된 압축방법을 제시하고자 한다.

2. 이산 변환 종류 및 DCT 고속 알고리즘

일반적으로 변환 부호화(transform coding) 방법의 개념은 상관도가 큰 영상 신호를 변환시켜 상관도가 작은 독립적 계수를 갖도록 하여 영상의 높은 에너지가 특정한 부분에 집중하도록 함으로써 에너지가 낮은 부분을 제거 하는데 있다. 이와 같은 변환 부호화 방법에는 여러 가지가 있는데 이중에서 가장 최적인 변환으로 알려진 KLT(Karhunen Louve Ttransform)는 고속 연산 알고리즘이 존재하지 않기 때문에, 이를 개선한 HAT(Haar Transform), SLT(Slant Transform), WHT(Walsh Hadamard Transform) 등이 개발되었고 이어서 DST(Discrete Sine Transform) 및 DCT(Discrete Cosine Transform)가 발표되었다. 따라서 상관성이 많은 영상 데이터를 사용할 경우 최적 변환인 KLT의 성능과 유사하며 고속 연산이 가능한 변환의 선택이 영상의 압축에 매우 중요하다.

한편, 적절한 변환을 선택하기 위해 고속 연산 알고리즘을 가지는 DCT와 최적 성능을 가지는 KLT를 MSE(mean square error), 에너지 집중(energy compaction) 및 전송률 왜곡(rate distortion)을 기준으로 하여 각각의 변환 성능을 비교하여 보면, DCT가 가장 우수한 변환 성능을 가지는 KLT와 가장 유사한 성능을 가짐을 알 수 있다. 따라서 변환 부호화 방법을 이용하여 영상 압축을 수행할 때 DCT를 사용하는 것이 가장 바람직하다.

한편, 입력 N에 대한 even DCT의 순변환 및 역변환은 각각 식(1)과 식(2)와 같다.

$$C_p = D_p \sqrt{2/N} \sum_{k=0}^{N-1} f_x \cos \{ p(k+1/2) \} \quad (1)$$

$$f_k = D_p \sqrt{2/N} \sum_{p=0}^{N-1} D_p C_p \cos \{ p(k+1/2) \} \quad (2)$$

p, k=0, 1, ..., N-1

여기서 D의 값은 식(3)과 같다.

$$D_p = \begin{cases} 1/\sqrt{2} & p=0 \\ 1 & p \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

또한 입력 N에 대한 odd DCT의 순변환은 식(4) 및 식(5)와 같다.

$$C_p = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} f_k \quad \text{for } p=0 \quad (4)$$

$$C_p = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum f_k \left(\left(\frac{2p}{2N-1} \right) k_p \right) \quad \text{for } p \neq 0 \quad (5)$$

이때 odd DCT의 역변환은 even DCT의 역변환은 even DCT와 같은 형태를 갖는다. 한편 odd DCT는 even DCT와 달리 overlap 과정이 있으므로 even DCT를 많이 사용한다.

한편 본 연구에서 실시간 구현을 위하여 사용한 고속 연산 알고리즘은 다음과 같다. 이 방법은 변환 기본 행렬을 순환형태(recursive form)로 구하는 방법으로서 NxN 기본 행렬을 $[A_N]$ 이라 할 때 식(7)과 같다.

$$[A_2] = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$[A_n] = [P_n] \begin{bmatrix} An/2 & 0 \\ 0 & Rn/2 \end{bmatrix} [B_n] \quad (7)$$

$$[R_{N/2}] = \left[\cos(2k+1) \frac{(2p+1)\pi}{2N} \right] \quad (8)$$

$$k, p=0, 1, \dots, N/2-1$$

여기서 $[A_2]$ 는 2x2 DCT 기본 행렬이며 $[I_{N/2}]$ 로 구성된 $[B_N]$ 행렬과 변환 계수 벡터를 BRO(Bit Reverse Order)에서 NO(Natural Order)로 바꿔주는 순환 행렬(permutation matrix) $[P_{N/2}]$ 은 기지의 행렬이다. 또 $[R_{N/2}]$ 은 $(\log N - 3)$ 개의 행렬로 $[R_{N/2}]$ 를 분해하여 0인 요소를 많이 갖는 산재 행렬(sparse matrix)의 곱으로 만드는 일반적인 방법을 얻어냄으로써 구할 수 있다.

3. 적응 변환 부호화 기술

변환 부호화(transform coding)방법에서는 일반적으로 영상 전체를 몇개의 작은 부분블록(sub block)으로 분할한 후 각 블록을 새로운 영역으로 변환시킨다. 이를 변환 영역(transform domain)이라고 하며, 일반적인 영상의 경우 원래 영상의 전 영역에서 분산된 신호 에너지는 변환 영역에서 몇개의 변환 계수(transform coefficient)에 집중된다. 일반화된 주파수(generalized frequency)의 개념인 시퀀스(sequency)는 일정 구간 내에서의 영교차(zero crossing)의 수를 나타내며 또한 영상의 상세한 부분과도 관계가 있다. 즉, 영상의 내용이 상세하다는 것은 높은 시퀀스를 갖는 부분이 많음을 의미한다. 반면에 낮은 시퀀스를 갖는 부분이 지배적이므로 변환 영역에서 대부분의 에너지는 dc 항 부근인 낮은 시퀀스 계수들에 집중이 집중된다. 이때 적절한 방법으로 에너지가 작은 높은 시퀀스 계수를 제거하고 에너지가 큰 낮은 시퀀스 계수들을 선택함으로써 데이터 압축을 할 수 있다. 한편 압축된 후 수신단에서 복원 영상은 환자의 진단을 목적으로 재사용하므로 왜곡이 적어야 하고 그 왜곡은 백색신호에 가까울 정도로 상관도가 적어야 한다. 또한 하드웨어 구현 및 실시간 처리가 가능해야 한다는 제한 조건이 있다. 따라서 이와 같은 제한 조건을 만족시키는 적응 변환 부호와 방식을 의료 영상 압축에 사용하는 것이 바람직하다.

3-1 적응 부호화 방법

변환 부호화 방법에서 적응성(adaptivity)이 충실히 실행되기 위한 적응성의 폭은 영상 정보에서 통계적으로 중요한 파라미터들을 처리할 수 있을 정도로 충분히 커야 한다. 이를 위해 일반적으로 적응화 방법에서는 작은 부분블록으로 나누어 부호화를 수행함으로써 이와 같은 조건을 충족시킬 수 있으며 또한 효율적인 계산을 실행할 수 있다. 일반적으로 입력 정보 N이 증가할 수록 더욱 많은 화소들의 상관성이 고려되므로 변환 성능은 더욱 좋아진다. 그러나 실제 영상의 경우 20개 정도의 서로 이웃한 화소들이 많은 상관성을 가지므로 $N = 16$ 이상의 변환에 의한 성능 증가는 적으므로, $N=8, N=16$ 을 많이 사용하며, 본 연구에서는 원래의 영상을 $N=16$ 의 작은 블록으로 나누어 각 블록에 대해 FDCT(Fast Discret Cosine Transform)변환을 수행하였다.

각 블록안에 있는 변환 계수들의 ac 에너지의 합이 먼저 계산된 후 ac 에너지의 합은 부분블록의 활동도 레벨을 측정하기 위해 사용된다. 부분블록의 ac 에너지의 히스토그램이 구해지고 변환 블록들은 활동도에 따라 네개의 등급으로 분류된다. 그 다음 각 등급에 포함된 정규화(normalization)된 변환 계수들은 비균일(nonuniform)하게 양자화된 후, 적응성있게 부호화한다. 일반적인 적응 변환 부호화 방법에서는 변환 계수들의 분포를 Gaussian 확률 밀도함수로 가정하고 최적 양자화 방법을 사용하여 양자화한다.

FDCT가 실행된 다음, 변환된 부분블록들은 ac에너지 크기에 따라 4개의 활동도 등급으로 분류된다. (m,1)번째 부분블록의 ac에너지는 식(9)와 같다.

$$E_{m,1} = \sum_{u=0}^{15} \sum_{v=0}^{15} (F_{m,1}(u, v))^2 - (F_{m,1}(0, 0))^2 \quad (9)$$

$$m, l=1, 2, \dots, M/16$$

각 활동도 등급에 각각 $1/4(M/16)$ 씩의 부분블록들이 포함된다. 이와 같이 부분블록들을 몇개의 등급으로 분류함으로써 전체 영상에 대해 평균 압축률을 유지할 수 있다. 분류 등급의 수는 일반적

으로 영상의 크기, 활동도의 변화 정도 및 압축된 정보를 부호화 하는데 필요한 평균 비트에 의해 결정된다. 최적은 아니지만 일정 크기의 네개의 등급으로 ac 에너지를 분류함으로써 영상을 0.5비트/화소 또는 그 이상의 평균 압축률로 부호화하는데 충분하다.

부 블록의 ac 에너지를 분류한 다음 각 등급에 포함된 변환 계수들의 분산을 식(10)에 의해 구한다.

$$\sigma^2(0, 0) = \frac{256k}{M^2} \sum_{m=1}^{\frac{M}{16\sqrt{K}}} \sum_{n=1}^{\frac{M}{16\sqrt{K}}} [F_{m,n}(0, 0)]^2 - 4m^2 \quad (10a)$$

$$\sigma^2(u, v) = \frac{256k}{M^2} \sum_{m=1}^{\frac{M}{16\sqrt{K}}} \sum_{n=1}^{\frac{M}{16\sqrt{K}}} [F_{m,n}(u, v)]^2 \quad (10b)$$

$$(U, V) \neq (0, 0)$$

여기서 $k=1,2,\dots, K$ 는 분류 등급의 수이다.

각 등급에 대한 분산이 계산되면 각 등급에 포함된 부블록들의 비트 할당표를 결정한다. 비트 할당 $N_{BK}(u,v)$ 는 전송률 분산 정리(rate distribution theorem)에 의하여 식(11)와 같다.

$$N_{BK}(u, v) = \frac{1}{2} \log_2(\sigma_k^2(u, v)) - \log_2(D) \quad (11)$$

$$(u, v) \neq (0, 0)$$

여기서 $\sigma^2(u,v)$ 는 식 (11)에서 정의된 변환 계수의 분산이고 D 는 전체 압축률을 결정하는 파라미터이다. D 값을 초기화하고 원하는 총 할당비트수가 얻어질 때까지 $N_{BK}(u,v)$ 의 합을 반복적으로 계산한다. 이때 정해진 반복 계산 후에도 원하는 총 할당 비트수에 도달하지 못하면 임의로 비트수를 조정한다.

입력된 변환 계수들은 식(12)의 정규화 계수(normalization coefficient) $\sigma_k(u,v)$ 에 의해 정규화된다.

$$\sigma_k(u, v) = c \cdot 2N_{BK}(u, v)^{-1} \quad (u, v) \neq (0, 0) \quad (12)$$

여기서 c 는 정규화 인자(normalization factor)이다. 식(12)에서 $N_{BK}(u,v)$ 가 1비트이면 정규화 인자는 c 는 $\sigma_k(u,v)$ 와 같다. 정규화된 계수들을 양자화할 때 과도한 clipping을 방지하기 위하여 c 값은 1비트 할당된 변화 계수의 최대 표준편차로 한다.

정규화된 계수들은 할당된 비트수에 따라 2의 비트수 제곱의 양자화 등급으로 양자화한다.

한편 전송 시스템의 구축시 수신단에서는 전송된 정보를 복원하기 위하여 필요한 부과 정보(overhead information)가 있어야 하는데, 송신단에서 수신단에 전송해야 할 부과 정보는 1개의 분류화 맵, 1개의 정규화 인자 및 4개의 비트 할당표가 필요하다. 이를 수식으로 표현하면 식(13)와 같다.

$$B = B_c + B_n + B_i \quad (13)$$

여기서 B_c, B_n, B_i 는 각각 분류화 맵, 정규화 인자 및 비트 할당표를 부호화하는데 필요한 비트수를 나타낸다. B_c, B_n, B_i 를 각각 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$B_c = \frac{2 \left[\frac{M}{16} \right]^2}{M^2} = \frac{1}{128} \text{ bits} \quad (14)$$

$$B_n = \frac{c'}{M^2} \text{ bits} \quad (15)$$

$$B_i = \frac{h(16)^2 \cdot 4}{M^2} \text{ bit} \quad (16)$$

여기서 c' 는 정규화 인자 c 를 부호화하는데 필요한 비트수이며 h 는 압축비의 함수이다.

3-2 변환 계수의 통계적 특성

변환 계수들은 영상에 따라 Gauss, Laplace 또는 Gamma 확률 밀도함수(probability density function : PDF)를 갖는 통계적 특성이 있다. 이러한 변환 계수들의 통계적 특성은 변환 부호화 방식에서 양자기(quantizer)를 선택하는데 매우 중요하다.

며, 또한 영상의 통계적 성질을 분석하여 비트 할당 및 양자화 방법등을 개선하면 의료 영상 전송 시스템에서 효율적인 변환 부호화 방법을 얻을 수 있다. 변환 영역에서의 통계적 성질은 다음과 같다.

영상의 화소 $f(j,k)$ 가 평균 m 을 갖는 랜덤한 전송의 한 샘플이라고 가정하면 $E\{f(j,k)\}$ 는 m 이 되며 cosine 변환 계수들의 평균값은 다음과 같다.

$$E\{R(u,v)\} = \frac{4mc(u)c(v)}{N^2} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} \cos \frac{(2j+1)u\pi}{2N} \cos \frac{(2k+1)v\pi}{2N} \quad (17)$$

$$E\{F(0, 0)\} = 2m \quad (18a)$$

$$E\{F(u, v)\} = 0; \quad (u, v) \neq 0 \quad (18b)$$

위와 같은 평균값을 갖는 변환 계수의 분산은 식 (19)와 같다.

$$\sigma^2(0, 0) = E\{[F(0, 0)]^2\} - 4m^2 \quad (19a)$$

$$\sigma^2(u, v) = E\{[F(u, v)]^2\}; \quad (u, v) \neq 0 \quad (19b)$$

3-3 제안된 적응 양자화 방법

변환 계수들의 통계적 특성을 조사해 보면 영상에 따라 Gauss, Laplace 혹은 Gamma PDF를 갖는다. 이 변환 계수들의 통계적 특성은 양자기를 선택하는데 매우 중요하다. 따라서 의료 영상들을 변환 영역으로 변환한 다음, 변환 계수들의 통계적 특성을 찾아내어 그 특성에 알맞은 양자기를 사용하면 의료 영상에 알맞는 더 효과적인 압축을 수행할 수 있을 것이다.

한편, 변환 부호화 방법을 사용하여 압축을 수행할 때, 변환 영역의 높은 시퀀스 변환 계수에는 비트 할당이 되지 않아, 전송이 불가능함으로써 생기는 오차가 있다. 이런 오차는 영상 정보를 압축하기 위하여 생기는 불가피한 오차가 된다. 그러나 양자화로 인한 오차는 접근 방법에 따라 최

소로 줄일 수 있는 오차이다. 따라서 본 연구에서는 의료 영상 전송 시스템의 압축 단계에서 이러한 오차를 최소화하는 개선된 적응 양자기를 제안하였다.

기존의 변환 부호화 방식에서 사용한 양자기를 살펴보면 다음과 같다. $N \times N$ 블록의 N 변환 계수의 전체 양자화에 따른 MSE는 식(20)과 같다.

$$\epsilon_p = E \left\{ \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n (Y_{kl} - \hat{Y}_{kl})^2 \right\} \quad (20)$$

여기서 \hat{Y}_{kl} 은 Y_{kl} 의 양자화 된 값이다. 식(20)은 Y_{kl} 과 \hat{Y}_{kl} 의 joint PDF에 따라 달라진다. P.F.Panter, W. Dite와 J. Max는 변환 각 계수의 MSE를 최소화하는 양자화 방법을 제시하였다. 만약 Y 의 PDF가 균일하다면 균일 양자화기(uniform quantizer)가 최적이라고 하였다. 또한 다른 PDF 분포를 가졌을 경우 낮은 확률 영역에서는 step 크기를 크게 하고 높은 확률의 영역에서는 step 크기를 작게 하여 양자화하는 비균일 양자화기(nonuniform quantizer)를 사용함으로써 MSE를 최소화할 수 있다고 하였다. 특히Gaussian 분포에 있어서 의료용 전송 시스템 압축 과정에 있어서 제안한 양자화의 입력 및 출력 레벨은 변환 계수의 분포를 Gauss, Laplace, Gamma 분포로 가정하고, 각각에 대해 J.Max가 제안한 최소의 왜곡을 위한 양자화 레벨을 구하는 방법을 사용하였다.

따라서 본 연구에서 제안한 의료 전송 시스템의 압축 과정에서의 적응 양자화 방법을 간단히 요약하면 다음과 같다.

첫째, 의료 영상 정보를 작은 블록으로 나눈 후, 작은 블록에 대해 DCT를 수행한 다음 변환 영역에서 DC 계수의 분포를 구한다.

둘째, DC 계수를 제외한 변환 계수등에서 비트 할당이 같은 계수들의 분포를 각각 구한다.

셋째, 분석된 분포에 적합한 양자기 즉, Gaussian 양자기 Gamma 양자기 및 Laplacian 양자기 중에서 선택적으로 사용한다.

넷째, 위와 같은 수행 후에도 양자화 오차의 개선이 별로 없으면 낮은 시퀀스 계수에 대한 비트

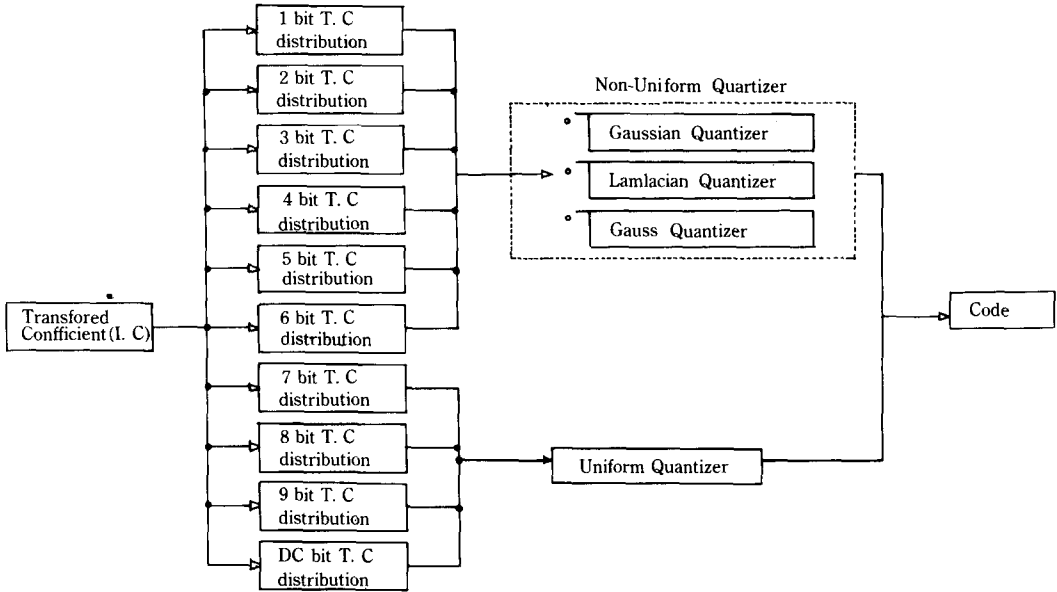


그림 1 적응 양자화 방법의 흐름도

할당을 증가시킨다.

다섯째, 처음 세 가지 절차를 반복한다.

한편 네 번째 단계에서 낮은 시퀀스 계수의 비트 할당을 증가시킨 이유는 원래 영상의 정보는 변환 영역에서 거의 낮은 시퀀스 계수에 포함되어 있기 때문에 할당 비트를 증가 시킴으로써 정보의 손실을 최대한 감소시킬 수 있기 때문이다. 제안된 적응 양자화 방법의 흐름도는 그림1과 같다.

4. 실험 및 결과 고찰

4-1 실험

본 연구에서 사용한 전체 실험 시스템의 구성은 그림2와 같다.

영상 정보 수집 및 처리용 디지털라이저(digitizer)는 Data Translation사의 DT2853 실시간 영상처리 장치를 사용하고 복원 영상은 고해상도 아나로그 R.G.B.모니터를 통해서 디스플레이하며, 전체 시스템의 크기와 256 계조도를 갖는 흉부X-선 및 CT head영상을 사용하였으며 이들 의료 영상의 통계적 특성은 표1과 같다.

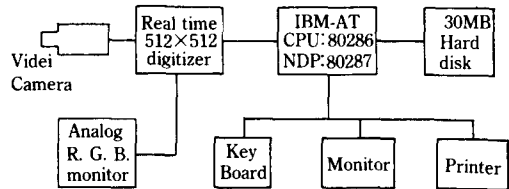


그림 2 전체 실험 시스템의 구성

표 1. 실험에 사용된 영상의 통계적 성질.

특성 영상	평 균	표준편차	상관계수		
			수평	수직	대각선
흉부X-선	110.51	74.32	0.974	0.968	0.952
CT head	129.45	52.70	0.955	0.961	0.925

4-2 결과 고찰

W.H.Chen과 C.H.Smith가 제안한 적응 부호화 방법을 흉부X-선과 영상 및 CT head영상에 적용했을 때 복원 영상에서 블록 현상과 왜곡을 발견할 수 있었다. 원래의 영상과 복원 영상의 차영상을 분석하면 블록 현상과 왜곡은 주로 7비트 이상 비트 할당된 변환 계수들의 전송 및 복원에서 발

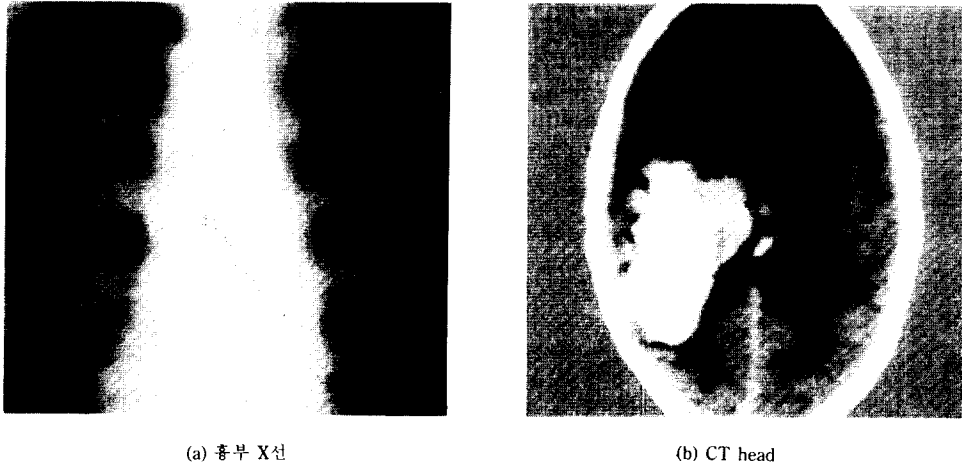


그림 3 실험에 사용된 원래의 영상

생하며 7비트 미만의 비트가 할당된 변환 계수에 의한 왜곡은 전체의 7% 미만이었지만 이 또한 무시할 수 없을 정도였다. 실제 데이터를 분석하여 보면 흉부 X-선 영상과 CT head 영상 모두 8 비트 이상 비트 할당된 ac 변환 계수 및 dc 변환 계수들의 확률분포는 매우 랜덤한 분포를 갖는다. 또한 흉부 X-선 영상의 경우 1비트~3비트가 할당된 변환 계수들은 Gauss 분포에 가까우므로, Gauss 비균일 양자기를 사용하고, 4비트~6비트가 할당된 변환 계수들은 Laplace 혹은 Gamma 분포와 유사하므로 Gamma 비균일 양자기를 사용하며 이 때 기존의 방법에 비해 2~3dB 정도 개선됨을 알 수 있다. 그러나 7비트 할당된 변환 계수들의 분포 특성은 발견되지 않았다. 따라서 변환 영역에서 (0,0)에 가까운 8비트 이상 할당된 변환 계수들에 대해선 균일 양자기(uniform quantizer)를 사용하여 양자화하는 것이 바람직하다. 한편, CT head 영상의 경우 1비트~7비트가 할당된 변환 계수의 확률 분포는 0부터 ∞ 로 갈수록 점차 감소하는 특성만을 갖고 Gauss, Laplace 또는 Gamma 분포로 선별적으로 구별할 수 없었다. 따라서 할당된 비트에 따라 양자기를 달리하면서 복원 성능을 비교한 결과, 1비트~7비트 할당된 변환 계수는 모두 Gauss 비균일 양자기를 사용했을 때 가장 좋은 성능을 얻을 수 있었으며, 이 때 3~5dB 정도

개선되었다. 한편 본 실험에서 구한 흉부 X-선 영상 및 CT head 영상이 갖는 변환 계수의 확률 분포중에서 2비트, 5비트 및 8비트가 할당된 변환 계수의 확률 분포는 그림 4와 같다.

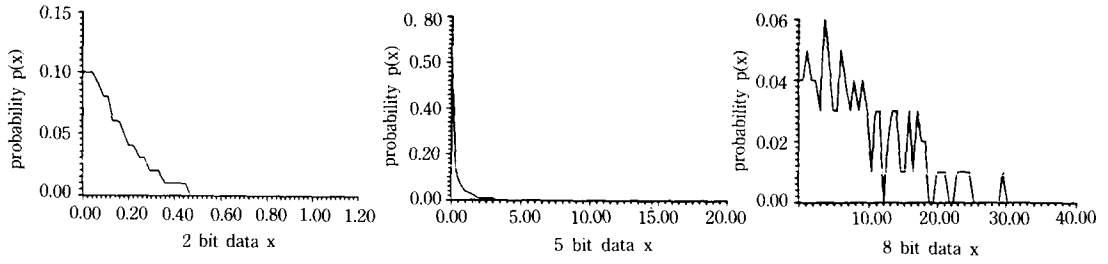
한편, 본 연구에서 제안한 방법과 적응 부호화 방법에서 각 비트율(bit per pixel : bpp)에 대한 PSNR을 표 2에 나타내었다.

한편, 흉부 X-선 영상을 8:1로 압축했을 때 각 변환 계수에 대한 비트 할당 행렬은 그림 5와 같다. 각 블록의 밝기에 대한 정보를 갖고 있는 dB 변환 계수들은 9비트를 할당하여 정보의 손실로 인한 블록현상을 최소화 하였다.

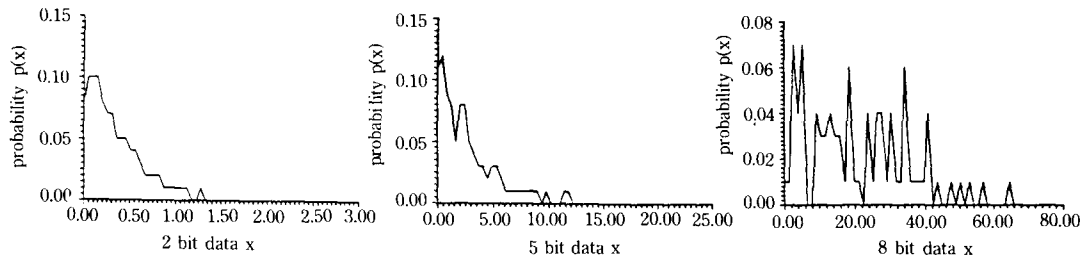
또한 흉부X-선영상의 경우, 제안된 적응 양자화

표 2. 각 비트율에서 재생된 영상의 PSNR

부호화 방법	적응부호화 방법		
비트율	1.0bpp	0.75bpp	0.5bpp
영상			
흉부X-선	33.8421	31.6651	30.0431
CT head	34.2195	33.7291	32.2133
부호화 방법	적응 양자화에 의한 부호화 방법		
비트율	1.0bpp	0.75bpp	0.5bpp
영상			
흉부X-선	36.1737	33.2198	32.4086
CT head	39.1701	36.4206	35.2189

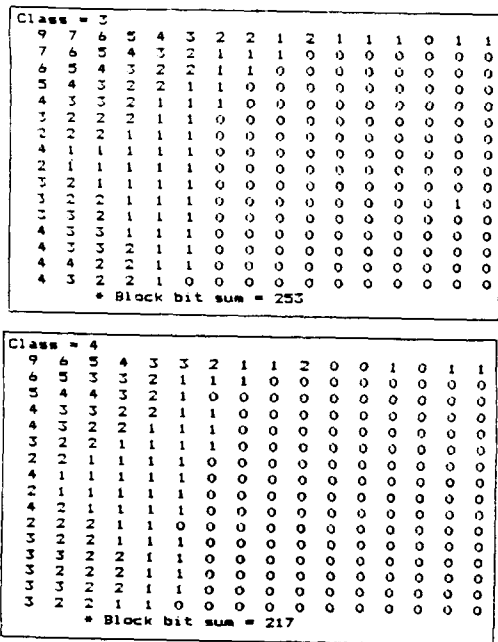


(a) chest X-ray image



(b) CT head image

그림 4 흉부 X선 및 CT head 영상의 할당 비트에 대한 변환 계수의 확률 분포.



class=1, class=2

그림 5 흉부 X선 영상의 비트 할당 행렬

방법을 사용하여 압축을 하였을 때 2~5 dB 정도 개선되었지만 원 영상과 복원 영사의 차영상을 분석하여 보면 1.0bpp, 즉 8 : 1의 압축에서 거의 블록 현상 및 왜곡이 발생되지 않으므로 이 압축비에서 복원된 영상만을 진단을 목적으로 사용할 수 있으며, 한편 CT head 영상의 경우는 0.5 bpp, 즉 12 : 1의 압축비까지 재생된 영상만을 사용할 수 있으며 적응 부호화 방법에 의해 복원된 영상은 0.75 bpp에서도 블록 현상이 발생함을 알 수 있었다. 그림 6은 흉부 X선 영상 제안된 양자화 방법에 의해 1.0 bpp로 압축된 후 복원된 영상 및 원래의 영상과의 차영상을 나타내며, 그림 7은 CT head 영상이 제안된 양자화 방법에 의해 0.75 bpp로 압축된 후 복원된 영상 및 원래의 영상과의 차영상을 나타낸다.

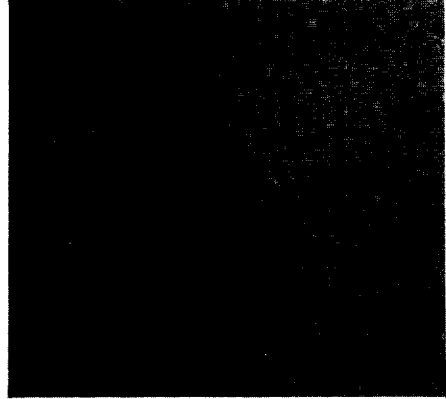
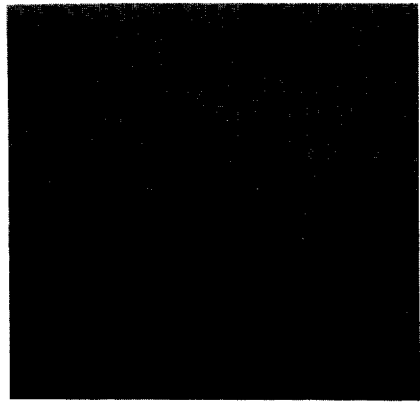


그림 6 흉부 X선 영상의 복원 영상 및 차 영상(1.0 bpp)



(a) 복원 영상

(b) 차 영상

그림 7 CT head 영상의 복원 영상 및 차 영상(0.5 bpp)

5. 결 론

본 연구에서는 의료 영상 정보를 압축할 때 중요한 제한조건에 따라 적응 부호화 기법을 사용하여 압축을 수행하였다. 의료 영상은 일반 영상과 다른 특수 영상으로 취급될 수 있으므로 의료 영상들만이 갖고 있는 통계적 특성을 찾아내어 양자화 방법을 개선시킨 적응 부호화 방법으로 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

한편 본 연구에서 얻은 결과는 다음과 같다.

첫째, 개선된 양자화 방법을 흉부 X선 영상 및 CT head 영상에 적용하여 압축을 하였을 때 흉부 X선의 경우 약 8 : 1, CT head 영상의 경우 약 12 : 1의 압축 가능성을 제시하였다.

둘째, 흉부 X선 영상이 변환 영역에서 갖고 있는 통계적 특성을 분석하여 개선된 양자화 방법을 제시하였다. 즉, dc 변환 계수 및 7비트 이상 비트 할당된 ac 변환 계수들은 균일 양자기를 사용하여 양자화하는 것이 바람직하고 1비트~3비트 할당된 변환 계수들은 Gauss비균일 양자기를,

4비트~6비트 할당 변환계수들은 Gamma 비균일 양자기를 사용하여 양자화 했을 때의 재생 영상이 기존의 적응 부호화 방법을 사용했을 때보다 2~5 dB정도 개선되었다.

세째, CT head 영상만이 갖고 있는 변환 영역에서의 통계적 성질을 구하여 CT head 영상의 압축에 알맞는 양자화 방법을 제시하였다. CT head 영상은 dc 변환 계수 및 8비트 이상 비트 할당된 변환 계수들은 균일 양자화기를 사용하여 양자화 하고 7비트 이하로 할당된 변환 계수들은 Gauss 비균일 양자화기를 사용했을 때의 재생 영상이 3~5dB 정도 개선됨을 알 수 있었다.

네째, 개선된 양자화 방법을 사용한 결과, 압축 후 복원된 영상에서 블록 현상 및 왜곡을 현저히 줄일 수 있었다.

참 고 문 헌

- 1) S.C.Lo and H.K. Huang, "Radiological image compression using the full-frame bit-allocation technique," Radiology 155, pp. 811-817, 1985.
- 2) S.C.Lo and H.K. Huang "Compression of radiological images with matrix sizes 412, 1024 and 2048," Radiology 161, pp. 519-525, 1986.
- 3) W.H.Chen and C.H. Smith, "Adaptive coding of monochrome and color image," IEEE Trans. Commun., Vol. COM-25, No.11, pp. 1285-1292, Nov. 1977.
- 4) N.Ahmed, T. Natrian, and K.R. Rao, "Discrete Cosine Transform," IEEE Trans. Computers, pp. 90-93, Jan. 1974.-93.
- 5) W.H. Chen, C.H. Smith, and S.Fralick, "A fast computational algorithm for the discrete cosine transform," IEEE Trans. Commun., Vol. COM-25, No. 9, pp. 1004-1009, Sept. 1977.
- 6) L. D. Davisson, "Rate-distortion theory and application," Proceedings of IEEE, Vol. 60, pp. 800-828. July 1972.
- 7) H.C. Reeve and J.S. Lim, "Reduction of blocking effects in image coding", Optical Eng. 23, pp.34-37, 1984.
- 8) J. Max, "Quantization for minimum distortion," IRE Trans. Inform. Theory, pp.7-12, Mar.1960.
- 9) J.Y. Huang and P.M. Schul, "Block quantization of correlated gaussian random variable," IEEE Trans. Commun. system, Vol. CS-11, pp. 289-296. Sept. 1963.