

인간 시각 장치의 특성을 이용한 의학 영상 압축에 관한 연구

지영준*, 박광석*
서울대학교 대학원 의용 생체 공학 협동 과정, *서울대학교 의과대학 의공학 교실

The Study on the Medical Image Compression using the Characteristics of Human Visual System

Chee, Youngjoon, Park, Kwangseok
The Department of Biomedical Engineering, Seoul National University,

Abstract

For efficient transmission and storage of digital images, the requirements of image compression is increasing. Because the medical images contain diagnostic information, small distortion has been more important factor than the low rate in such images.

Generally the distortion in image is the difference of pixel values. However the image is perceived by human visual systems. So it is reasonable that human visual system characteristics be used as criteria of the image compression. In this paper, the Just Noticeable Difference curve is used as criteria of determining the homogeneity of a block and acceptability of distortions. And Block Truncation Coding using spatial masking effect of eyes is adopted to code the blocks which contain line components. And small blocks which varies slowly can be approximated to polynomial functions successfully.

We proposed the hybrid block coding scheme based on the block characteristics and human visual system characteristics. Simulation to several kinds of the medical images using this method showed that medical images can be compressed 5:1 - 10:1 without noticeable distortion.

I. 서론.

병원에서 쓰이는 의학 영상도 디지털로 바뀌어 가고 있다. CT(Computed Tomography)나 MRI(Magnetic Resonance Image)는 자체적으로 디지털 신호를 만들어 냄 뿐 아니라, 기존의 다른 진단용 영상도 CR(Computer Radiography)이나 필름 스캐너 등을 이용하여 디지털 데이터로 바꾸어, 영상 처리 시스템을 전단에 이용하고 있다. PACS (Picture Archiving and Communication System)와 같은 디지털 의학 영상을 다루는 분야에서도 경제적인 저장과 전송을 위해서는, 진단의 가치를 떨어뜨리지 않으면서도 데이터의 양을 줄이는 압축기술이 요구된다.

영상 압축은 영상의 내용을 보존하면서, 그 내용을 표현하기 위한 데이터의 양을 줄이는 방법이다. 카메라나 스캐너 등을 이용하여 획득한 그대로의 영상은 인접한 화소 간의 중복성(Redundancy)이 존재한다. 이러한 중복성이 영상의 내용을 나타내는데 꼭 필요하지는 않은 데이터의 내용이며, 영상 압축 시 없앨 수 있는 요소이다. 한편 영상에 중복성을 모두 없앴다 하더라도 화소 값의 통계적 분포로부터 최적의 양자화기(Quantizer)를 설계하거나, 가변적인 길이의 부호로 부호화함으로써 데이터의 양은 더욱 줄어들 수 있다.[1][2] 이러한 관점에서 영상 데이터를 수학적 최적의 부호로 부호화하는 많은 방법들이 개발되어 왔다. 하지만 이러한 일반적인 영상 압축 방법을

그대로 의학 영상에 적용 시키는 데는 무리가 있다. 의학 영상은 일반적으로 정지 영상인데, 질병의 진단이라는 특수한 상황 때문에 고화질을 요구하고, 따라서 그 크기가 크며, 손실의 의미도 보통의 TV 화상에서의 손실과는 의미가 다르다. 또 다른 분야에서도 그러하겠지만 특히 압축된 코드로부터 데이터를 복원하는데 걸리는 시간이 매우 짧아야 한다는 조건도 갖고 있다. 따라서 지금까지는 수십 대 일과 같은 높은 압축률을 유리는 방법보다, 수학적으로 전혀 손실이 없는 무손실 압축(Lossless Compression)방법이 선호되어 왔고, 에폭을 허용한다 하더라도 진단 정보의 손실이 없는 선에서 비트율이 결정되는 방법이 사용되어져야 한다. 의학 영상은 비트율-에폭 곡선(Rate Distortion Curve)에서 에폭이 적은 왼쪽 부근에 관심이 많으며, 구체적으로 사용하는 방법은 DPCM + Huffman Coding이나 RLC 같은 기초적이면서 수치적으로 오차가 없는 방법을 통하여 2:1 내지 3:1 정도의 압축률을 보이고 있다.[3]

본 논문에서는 압축에 있어서 주로 사용되는 손실, 혹은 에폭의 척도인 평균 제곱 오차(Mean Square Error)의 문제점을 지적하고 이를 인간 시각 장치(HVS)의 특성을 이용하여 보완하는 방법을 생각해 보았다. 이러한 관점에서 여러 종류의 의학 영상을 작은 블럭으로 조개어 각각 블럭의 특성에 맞는 압축 방법을 적용하여 압축하는 혼합 블럭 코딩(Hybrid Block Coding)방법을 제안하였다.

II 배경 이론

II.1. 에폭 척도와 HVS

Rate-Distortion의 관점에서 Shanon의 소스 코딩 정리는 에폭의 척도가 주어졌을 때 달성할 수 있는 최대의 효율을 말하고 있다.[1] 그 이후로 부호화 연구에서 주로 사용된 에폭의 척도는 평균 제곱 오차(MSE:Mean Square Error)이다. MSE는 '정보'를 '구별할 수 있는 비트 열'로 정의하는 데서 출발한 것이며, 오차가 났을 때 오차의 양을 원래 신호에서 재구성한 신호를 빼어 이를 제곱함으로써 오차의 파워를 구한 값이다. 영상 신호 뿐 아니라 다른 대부분의 신호에서도 오차에 대한 척도로 MSE를 많이 사용하고 있다.

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_i^N \sum_j^N [f(i,j) - f^*(i,j)]^2 \quad (\text{식 } 1)$$

MSE는 많은 경우에 있어서 신호간의 차이를 정량화하는데 사용되고 있으며, 최적 조건의 기준으로도 많이 채택되고 있다. 하지만 영상에 있어서 정보의 양을 구별되어지는 비트 열(Identified Bit Stream)로 생각하는 것이 반드시 합당하다고 만은 할 수 없다. 이는 영상의 최종 사용자는 사람이며, 사람이 영상을 보고 정보를 얻는다는 관점에서 보면 MSE는 어떤 의미에서는 유효한 오차의 척도이지만 경우에 따라서는 매우 무능한 척도도 될 수 있음을 나타낸다. 즉 영상에 있어서 '정보'는 구별되는 정확한 '숫자 값'이라기 보다는 인간 시각 장치가 구

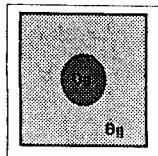
별할 수 있는 '차이가 느껴지는 밝기의 분포'라 할 수 있다.[4] 이러한 의미에서 MSE를 보완하는 왜곡 척도에 대한 연구와 이의 적용에 대한 연구가 진행되었고[4][5] 특히 인간의 시각 장치의 특성을 고려한 왜곡 척도가 영상 압축에 사용되고 있다. 신경 생리학적으로 눈의 동작 특성은 파악하는 방향과 저작 심리학적으로 시각의 인식 특성에 관한 연구가 대표적이다. 이는 주로 인간 시각 장치(Human Visual System)의 비 선형적인 특성에 대한 연구로, 눈의 물리적인 특성과 공간 주파수별 반응에 관한 연구가 주 내용이다.[8] 이러한 현상을 고려한 왜곡 척도가 영상 압축에 적합한 척도라 할 수 있다.

II.2 영상 압축에 사용되는 HVS의 특성

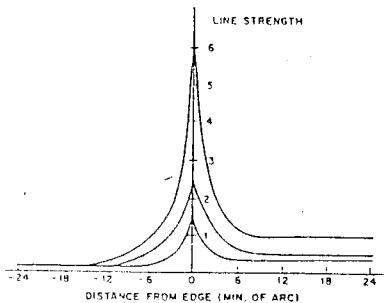
아직 인간 시각 인식에 대한 메카니즘은 아직 충분히 밝혀지지는 않았지만 몇 가지 알아낸 특성 중 영상 압축에 관련된 성질은 다음과 같다.

우선 배경의 밝기에 따른 밝기차의 인식의 비 선형성이다. HVS는 두 영역의 밝기의 차이를 인식하는데 있어서 배경의 밝기에 영향을 받는 것으로 알려져 있다.[8] 다음 <그림 1>에서 배경을 어떤 밝기 B_g 로 정하고 내부에 있는 작은 사각형의 밝기 Og 를 배경의 밝기 B_g 와 같은 상태에서 시작한다. 처음에는 배경과 대상체의 밝기가 같으므로 작은 대상체를 인식하지 못한다. 이 때 Og 를 점점 밝게 해 감에 따라 대상체인 작은 사각형의 존재를 막 인식하게 되는 순간이 있을 것이다. 이 때의 밝기의 차이 ($|B_g - Og|$)를 '겨우 인식할 수 있는 밝기의 차이', 즉 JND(Just Noticeable Difference)라 한다. 여러 가지 배경의 밝기 B_g 에 따라 이러한 실험을 행하여 JND 함수를 구할 수 있다. JND 값은 배경에 밝기에 따라 다른 비 선형적인 값을 갖는다.

<그림 1>
JND 실험



다음으로 공간 마스킹 효과(Spatial Masking Effect)를 생각할 수 있다. 영상에서 화소값의 변화가 큰 부분이 있을 때, 이들이 모여 영상 내의 경계선(Edge)을 형성하는데 이러한 경계의 주변에서는 왜곡의 인식도가 떨어진다고 알려져 있다. 하지만 화상에서는 경계선이 있는 영역에 정보가 있다. 따라서 화상에서 경계선의 위치 정보는 잘 보존이 되어야 하지만 경계선 주변에서의 작은 노이즈는 인식도가 떨어지므로 감수할 수 있는 왜곡의 폭이 크다고 할 수 있다. 아래 그림은 공간 마스킹에 의해 커다란 변화가 있는 주변에서 시각 감도(Sensitivity)의 저하를 보여주는 실험 결과이다.



<그림 2> 공간 Masking에 대한 밝기 인식 감도 지하

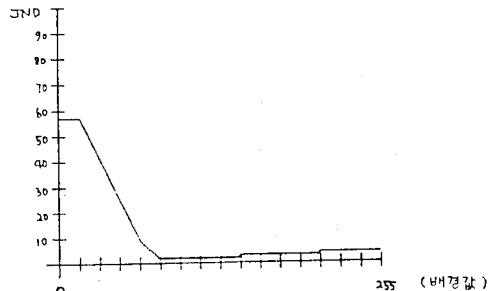
이러한 HVS의 성질을 영상 압축에 적용하고자 하는 시도는 꽤 오래전부터 있었으나 기본적으로 HVS에 대한 정량적인 이해가 부족하여 그리 큰 성과는 없었다. 이러한 의미에서 HVS의 성질을 밝혀내어 영상 압축에 적용하는 것은 수학적인 최적의 성능을 넘어서 수 있는 방법이라고 생각되어진다.

III. 제안한 방법.

주어진 영상을 적당한 크기의 작은 블럭으로 잘라서 각 블럭의 특징에 따라 각기 다른 방법을 사용하여 압축하고자 한다. 블럭을 압축하는 방법에 따라서 세 종류로 나누었다. 우선 균일하게 느껴지는 블럭(Perceptually Uniform Block)인가를 검사하고, 다항식 근사를 이용하여 압축 시킬 수 있는 블럭(Polynomial Approximatable Block)인가를 검사한다. 이 과정에서 JND 실험 결과를 이용하였다. 위의 두 그룹에 포함되지 않은 블럭에 대해서는 블럭 절단 부호화(Block Truncation Coding)를 적용할 수 있는가를 검사한다. 이 과정에서는 날카로운 경계선이나 영상 내의 글씨 같은 영역을 포함하게 된다. 이러한 세가지 방법으로 압축되기에는 오차가 너무 큰 블럭들은 다시 4등분하여 더 작은 블럭으로 상세히 다음에 설명하였다.

III.1 JND와 균일하게 인식하는 블럭.

앞서도 말했듯이 인간의 눈이 인식할 수 있는 밝기의 차이는 배경의 밝기에 따라 변한다. 디지털 영상에 대하여 이를 용용하는 데에는 사용하는 모니터의 비 선형적 특성은 γ 값으로 표시하기도 한다. 아래의 그림은 이번 실험에 사용한 모니터로 일상적인 실험 실 밝기 아래에서 JND 값을 구한 결과이다. 결과에서 보면 화소값이 0인 어두운 부분으로부터 점점 밝아짐에 따라 인식할 수 있는 밝기의 차이가 작아지다가 화소값이 최대값의 $3/4$ 정도 되는 순간부터 다시 약간씩 커짐을 알 수 있다. 모니터가 나타낼 수 있는 밝기의 영역에서는 아래 <그림 3>과 같은 JND 폭선이 구해졌다. 그래프의 오른 쪽이 올라가지 않은 것은 실험에 사용된 모니터의 밝기가 충분히 밝은 영역에서 표시하지 못했고 가로축의 단위를 Gray Level을 그대로 사용했기 때문이다.



<그림 3> JND 실험 결과.

이를 이용하여 실제의 영상에서의 화소값에서는 미세한 차이가 있지만 인간 시각이 인식할 때는 같은 밝기를 지닌다고 생각되어지는 영역을 판별하는 방법을 생각해 보자. 이를 실험하기 위해서 주어진 영상을 작은 블럭으로 쪼개어 그 블럭을 평균값으로 대표시킬 때, 가장 평균값에서 차이가 많이 나는 값과 평균값의 차이를 그 블럭의 최대 밝기 차이라고 할 수 있다. 이 값이 어떤 문턱치(Threshold Value)보다 작은 블럭은 화소값의 변화가 작은 블럭이고 인간 시각은 균일한 블럭이라고 느끼게 되어 그 블럭의 모든 값을 평균값 M 으로 표현해도 왜곡을 느끼지 못한다고 할 수 있다. 문제는 이 문턱치를 어떻게 잡아주느냐 하는 것인데, 이 값이 커지면 오차가 커지고 압축 비율은 당연히 높아지게 된다. 이 값이 작아지면 오차는 줄어들고 압축 비율은 떨어지게 된다. 이 문턱치를 잡는데 JND 실험 결과가 사용된다. 즉 다음과 같은 간단한 압축 방법을 생각해 보자.

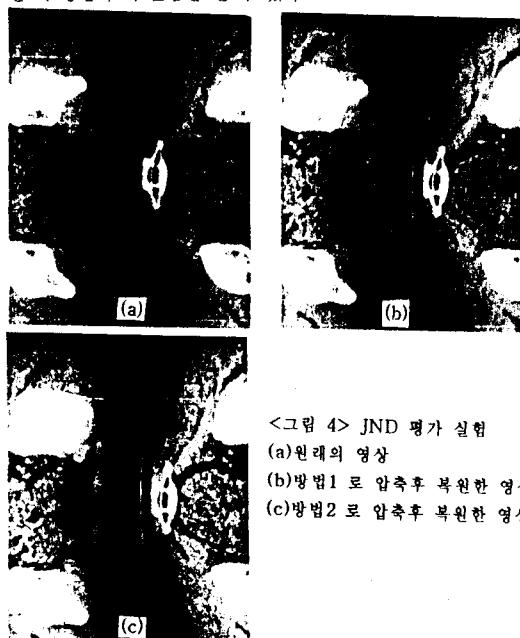
영상은 $N \times N$ 의 작은 블럭으로 쪼개고 이 블럭의 M_d 값을 구하여 문턱치보다 작은 값을 갖으면 평균값만을 저장하고 그렇지 않으면 균일한 블럭이 아니라고 생각하여 모든 값을 그냥 다 저장하는 방법이다. 1024x768 (8bit)의 해상도를 갖는 <그림 4>의 (a)와 같은 CT 영상을 8x8로 잘라서 두 가지 문

터치로 실험을 하였다. 하나는 각 블럭의 Md 값이 무조건 4보다 작으면 균일한 블럭이라고 인정하는 방법이다. 또 하나는 각 블럭의 평균값을 구해서 그 값을 배경 밖기로 하는 JND 값을 문턱치로 사용하는 방법이다. 앞의 <그림 3>의 결과를 문턱치로 사용하였다.

<표 1> JND 평가 실험 결과

	방법 1	방법 2
No. of Uni	3401	4313
MSE	0.37	0.64
PSNR	52.4db	50.1db
Bit Rate	5.84bpp	5.25bpp

이렇게 했을 때 균일하게 느껴지는 블럭의 수는 결과표에서 보듯이 두 번째 방법이 더 많았다. 이는 두 번째 방법에서 배경의 밖기에 따라 시각이 민감하지 않은 부분에서는 큰 문턱치를 사용하였기 때문이다. 이에 따라서 첫번째 방법이 평균 자승 오차(MSE)의 관점에서 더 적은 오차를 나타내고 압축율은 두 번째 방법이 더 높음을 알 수 있다.



<그림 4> JND 평가 실험
 (a) 원래의 영상
 (b) 방법 1로 압축 후 복원한 영상
 (c) 방법 2로 압축 후 복원한 영상

III.2. 다항식으로의 근사

영상 신호는 x, y 평면에 화소값을 $z = f(x,y)$ 로 생각할 수 있다. 공간상으로 배치된 신체 기관이나 물질의 밀도에 따른 다른 z 값을 갖게 되므로 특정한 함수로 모델링할 수는 없다. 따라서 본 논문에서는 x, y 의 두 가지 변수의 다항식으로 근사시켜 보았다. 즉 영상을 $N \times N$ 으로 나누어 각 블럭에 대해

$$f(x,y) = Z^* = a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy + a_4x^2 + a_5y^2 \quad (\text{식 } 2)$$

로 근사시키고 각 항의 계수인 a_i 를 저장함으로서 작은 블럭에 대해 압축 효과를 볼 수 있다. 각 계수의 결정은 최소 자승 오차 추정법(Least Square Estimation)을 사용하였다. 이렇게 하여 블럭 영상을 다항식으로 근사 시켰을 때 오차가 문턱치보다 작으면 이 방법으로 부호화하고 그렇지 않으면 다른 방법으로 부호화한다. 이 때 고려하는 차수가 높아지면 더 많은 블럭이 문턱치보다 작은 오차를 갖지만 저장해야 할 계수의 수가 많아지므로 압축비는 떨어진다.

이러한 다항식 근사를 통한 영상 압축은 흥부 X 선과 같이 화면 전체가 거의 자연 구조물인 경우에 효과적이었고, CT나 MR 같은 날카로운 경계가 많거나 글씨가 많은 경우에는 많은 부분이 오차가 문턱치보다 커서 이 영역에 포함되지 못했다.

III.3 BTC(Block Truncation Coding)

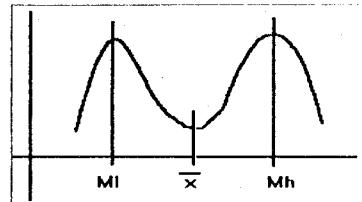
어떤 블럭이 균일하지도 않고 다항식으로 근사 시켰을 경우에도 오차가 커서 근사 성능이 좋지도 않은 경우, 그 블럭의 화소값들은 매우 급격한 기울기를 갖고 있어 곡선이 포함되어 있거나 텍스처에 성분을 갖고 있음 것으로 생각되어 진다. 공간 마스킹의 설명에서도 언급했듯이 이러한 영역의 곡선 성분은 영상 내에서 정보를 갖고 있으므로 곡선의 위치는 잘 유지되어야 하고 반면 강한 선 성분 주변의 작은 웨곡은 마스킹의 영향으로 눈에 잘 안 떠나는 성질을 갖고 있다. 이와 같은 성질을 이용하여 선 성분을 비교적 잘 보존하는 부호화 방법이 블럭 절단 부호화(BTC)를 사용하였다.

BTC는 Delp와 Mitchell이 제안한 방법으로 [9] 영상을 작은 블럭으로 나누어 그 블럭의 평균값으로 문턱치 적용을 하여 이보다 크면 1, 작으면 0의 값을 갖는 1비트 영상을 만들어 영상 신호를 압축하는 방법이다.

제안한 알고리즘에서는 첫번째의 균일한 블럭으로도 소속되지 못하고 두 번째의 다항식 근사로도 소속되지 못한 블럭을 BTC 방법으로 압축하였다. 그런데 이미 많은 부분이 앞의 두 집단에 포함되었으므로 이 단계에서는 영상내의 글씨나 영역 경계선 같은 화소 값이 두 개의 봉우리를 갖는 블럭에 대해서만 압축하기로 한다. 즉 블럭 내의 히스토그램을 구했을 때, 아래 <그림 5>과 같은 분포를 갖는 블럭에 대해서 문턱치보다 큰 집단의 평균 Mh 와 작은 집단의 평균 Ml 을 구하고 각 집단의 복원값을 Mh, Ml 로 한다.

$$M_h = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q x_i \quad \text{when } x_i > \bar{x} \quad (\text{식 } 3)$$

$$M_l = -\frac{1}{N^2 - q} \sum_{i=1}^{N^2-q} x_i \quad \text{when } x_i \leq \bar{x}$$



<그림 5> BTC 하기에 적합한 블럭의 히스토그램

III.4 블럭 조각기(Block Splitting)와 나머지

$N \times N$ 블럭이 앞서 말한 세 가지 방법에서 모두 오차가 문턱치보다 커서 압축되지 못한 경우의 블럭은 처리하는 블럭 크기가 너무 크다고 생각되어지는 블럭이다. 이러한 경우 블럭을 $N/2 \times N/2$ 로 더 잘게 조각함으로서 압축 효과를 올릴 수 있다. 즉 더 크게 잘라진 블럭에 대하여 앞서 수행한 알고리즘을 다시 적용하는 것이다. 더 작은 블럭으로 균일한 영역으로 포함될 수도 있고, 다항식으로의 근사도 더 작은 정의 구역에서 행하므로 오차가 더 작아질 것이다. BTC로 나타내는 경우도 고려하는 블럭이 더 작아지므로 오차가 줄어들 수 있다.

이렇게 작은 블럭에 대해서 적용해도 역시 세 가지 집단에 소속되지 못하는 블럭이 남는다. 이 블럭들은 나름대로 정보를 많이 갖고 있는 블럭들이며, 다시 말해서 중복성이 적은 블럭이고 압축 알고리즘을 얹지 않고 적용하였을 때 웨곡이 심한 블럭들이다. 영상의 중복성이 많은 부분이 지금까지의 여러 가지 단계에서 포함되었으므로 전체에서 이러한 블럭의 많은 영상의 종류에 따라 다르겠지만 그리 많지 않다. 따라서 의학 영상의 특성상 이 블럭들은 데이터는 그대로 보내어 웨곡을 없이 하기로 하였다. 이러한 블럭에 대해서는 무손실 압축이 되는 셈이다.

IV. 시뮬레이션과 결과

앞 절에서 소개한 알고리즘에 대해 의학 영상을 적용하여 보았다. 사용한 영상은 모두 팜롬 상태의 영상을 1024×768 의

해상도와 각 화소 당 8 bit 스캐너(Lumiscan/100)로 입력하였다. 흥부 X 선 영상과 CT 영상에 대하여 실험하였다. 계산은 PC 486으로 하였고 화면 표시 장치는 Samsung Sync Master3를 사용하였다.

의학 영상은 왜곡 량이 먼저 결정되고 그 이하의 손실을 보이면서 비트율을 최소화하여야 한다. 제안한 알고리즘에서 각 단계마다 적용되는 문턱치에 따라 왜곡 량이 결정되고 그에 상응하는 비트율이 결정된다. 따라서 문턱치를 여러 단계로 조정하면서 이에 따라 나타나는 왜곡 량과 달성되는 비트율을 구하였다. 다섯 가지의 영상마다 문턱치를 4 단계로 조정해가면서 얻어지는 결과를 구하였다.

다음 <표 2>는 4 단계의 문턱치를 적용하여 얻은 결과이다. SNR은 다음과 같은 식으로 계산된 peak to peak SNR이다.

$$(식 4) \text{SNR}_{pp} = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{MSE} \right)^2$$

MSE는 절과적인 평균 제곱 오차를 표시한 양이며, 이 때의 비트율(Bit Rate)을 계산하였다.

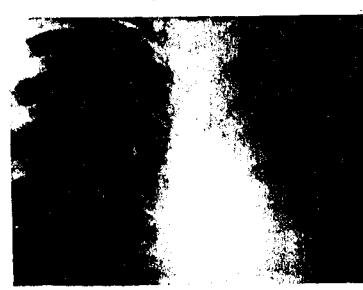
<표 2> 흥부 X 선 영상 1에 대한 압축 결과

	1 단계	2 단계	3 단계	4 단계
Uniform(*)	28.75	54.22	79.31	87.87
Approx. (*)	69.75	44.90	20.21	11.81
BTC (*)	0.40	0.42	0.24	0.15
ETC (*)	0.21	0.13	0.09	0.06
PSNR (dB)	48.27	47.24	45.16	44.03
MSE	0.97	0.65	0.38	2.57
Comp. Ratio	8.60	12.31	21.05	27.59

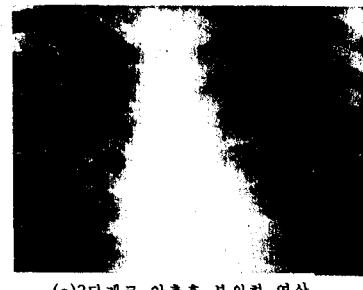
<그림 6> 흥부 영상에 대한 결과



(a) 원래 영상



(b) 1단계로 압축 후 복원한 영상



(c) 3단계로 압축 후 복원한 영상

V. 토의 및 결론

<표 2>에서 보듯이 흥부 X선 영상은 1 단계에서의 문턱치를 사용했을 때 대부분의 불러이 균일한 영역과 다양식으로 근사 시킬 수 있는 불러으로 판단되었다. 압축비도 8.60 : 1 을 보았다. 문턱치를 높여감에 따라서 균일한 불러으로 편입되는 불러 수는 더욱 증가하였다. 특히 흥부 X선 영상은 다양식으로 근사 시키는 성능이 매우 좋았는데 이는 CT나 MR 같은 영상과는 달리 영상의 거의 대부분이 자연 구조물이기 때문에 화소값의 급격한 변화가 있는 불러이 적기 때문이다. 문턱치를 점점 키워감에 따라 앞서 설명했던 바와 같이 비트율은 줄어들고 오차는 늘어감을 알 수 있다. <그림 6>의 (c)에서 보듯이 3단계 정도의 문턱치면 눈에 띠는 오차, 특히 불러 아티팩트(artifact)가 보이는 것을 알 수 있다.

평균 제곱 오차(MSE)는 수학적인 의미에서 유력한 척도이다. 하지만 영상 신호에는 그리 적합하다고 할 수 없다. 그것은 인간 시각 장치(HVS)가 밝기차이를 느끼는 것이 비선형적이기 때문이다. 따라서 이를 해결하기 위해서는 HVS의 특성에 맞는 왜곡 척도(Distortion Measure)를 구해야 하는데 본 논문에서는 JND곡선을 구하여 이를 불러 코딩에 용용하였다. 또 다양식 근사는 최근에 계산기의 성능이 좋아짐에 따라서 사용되기 시작한 방법이다. 본 논문에서는 다양식의 근사에도 JND 곡선을 용용함으로써 그 효율을 높였고 흥부 X 선 영상에 대해 적용하였다. 불러 절단 부호화 방법을 사용함으로써 경계선 같은 날카로운 선 성분을 공간 마스킹 효과를 이용하여 잘 보존하였다. 또한 불러의 크기를 두 단계로 나누어 적용함으로서 압축 효율을 올렸다.

참고 문헌

- [1] M.Rabbini and P.W.Jones, 'Digital Image Compression Techniques', SPIE Optical Eng. Press, 1991
- [2] A.Gersho and R.M.Gray 'Vector Quantization and Signal Compression', Kluwer Academic Publishers, 1992
- [3] P.Roos et. al., "Reversible Intraframe Compression of Medical Images", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.7(4) Dec.1988
- [4] J.A.Saghri, P.S.Cheatham and A.Habibi, "An HVS-Based Image Quality Measure", SPIE Vol.974, pp.404-411, 1988
- [5] H.Marmolin, "Subjective MSE Measures", IEEE. Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol.16(3), May 1986
- [6] J.A.Saghri, et. al., "Image Quality Measuer based on a Human Visual System Model", Optical Engineering, Vol.28, No.7, July, 1988
- [7] J.L.Mannos and D.J.Sakrison, "The Effects of a Visual Fidelity Criterion on the Encoding of Images", IEEE Trans. on Information Theory, Vol.20(4), July 1974
- [8] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, 'Digital Image Processing', Addison-Wesley Pub, 1992
- [9] E.J.Delp and Q.R.Mitchell, "Image Compression Using Block Truncation Coding", IEEE Trans. on Communicayion, Vol.27(9), Sep.1979