

디지털 의료영상의 압축기술 개발동향

지창우* 노덕우* 이종수*
 (*생산기술연구원 전자정보시스템 센터)

1. 소개

종합정보통신망(ISDN)이 구축되고 실용화되어 감에 따라 고품질의 디지털 통신 서비스가 다양한 분야에서 가능하게 되었다. 이에 따라 원격의료진단 서비스 기술을 개발하고자 여러가지 의료영상을 디지털화하여 압축전송하는 기술에 대하여 많은 연구가 진행되고 있다. 즉 단층촬영 X-ray영상(Computed Tomogram, CT), 핵자기공명 영상(Magnetic Resonance Imaging, MRI), 방사선 X-ray영상(Computerized Radiogram, CR) 및 혈관조영법 영상(Angiogram) 등의 디지털 의료영상에 대해 그 특성을 연구하고 이에 적합한 압축기술을 개발 표준화하려고 노력하고 있다. 정확한 진단을 위해 의료영상은 일반적으로 고품질을 유지해야하므로 화소당 많은 비트를 할당하여 디지털화한다. 즉 디지털 의료영상은 방대한 데이터량을 갖게되고 이의 저장(archiving)을 위해서는 대용량의 테이프나 디스크가 필요하며, 저대역 통신망에서 많은 전송시간이 요구된다. 따라서 의료영상의 저장, 전송 등의 비용절약을 위해서 압축기법의 사용은 불가피하다고 할 수 있다.

영상압축은 1940년대 Shannon et al. 이 정보의 확률적 이론을 정리한이후 이 이론을 실제적인 응용에 적용하면서 빠르게 진전되어왔고, 아직도 영상처리의 주요 연구분야중에 하나이다[2]. 디지털 의료영상 압축은 영상의 용장성(redundancy)을 최대한도로 제거하여 얻을 수 있는데 복원된 영상이 원영상과 동일

하도록 손실이 하나도 없으면서 원영상을 부호화하기에 적합한 형태로의 변환을 통해 부호화 용장성(Coding redundancy)을 제거하는 무손실(lossless) 압축 방식과 부호화 용장성제거 뿐만아니라 시각적 용장성(Visual redundancy)의 일부를 손실시켜 압축하는 유손실(lossy) 방식으로 구분된다. 유손실 압축 방식은 어느정도 찌그러짐(distortion)을 허용하면서 동시에 사람이 보기에 원영상에 아주 근접한 영상의 품질을 얻는 고압축을 얻을 수 있다. 하지만 진단 목적을 위해 허용되는 디지털 의료영상의 찌그러짐 정도가 아직 신빙성있게 정의되어 있지 않는 데다가 혈관(blood vessel)과 같이 세부적으로 자세하게 표시되어야만 하는 영상부분이 존재하고, 특정부분의 조사를 위해 그 부분을 다른 각도에서 관찰한다거나 의료영상이 자동화된 컴퓨터 처리대상이 되는 경우 정보의 손실이 하나도 없어야 된다는 등의 이유때문에 압축률은 다소 떨어지지만 진단목적에 타당한 무손실 압축방식을 쓰려는 경향이 높다.

현재 영상압축 기술의 응용분야로서 의료영상의 저장 및 전송을 포함하여 TV 신호전송, 인공위성영상 저장 및 전송, 팩시밀리, 전화화상회의(televideo-conferencing) 및 산업 폐기물의 원격 제어등 광범위하게 사용되고 있다[3].

본고는 디지털 의료영상에 적합한 특성을 가지는 압축방식을 유손실과 무손실로 나누어 설명하고자 한다. 유손실 압축방식으로 벡터 양자화(vector quantization)와 연속조(continuous) 정지영상의 압축방식을 국제적

으로 표준화하는 ISO/IEC JTCL/SC29/WG 10에서 개발한 JPEG(Joint Photographic Expert Group) 알고리즘을 설명하고 무손실 압축방식으로 Run-Length 압축방식, DPCM방식, 계층적방식 및 산술부호화를 기술한다. 그리고 각 압축방식에 대한 디지털 의료영상 압축 실험결과가 뒤따른다. 그리고 4절에서는 여러 비트로 구성된 템플리트(multi-template)를 사용한 향상된 화소예측(pixel prediction)을 통으로 압축률을 높이려는 무손실 디지털 의료영상 압축방식과 유손실과 무손실이 결합된 압축방식에 대한 기술 개발 방향을 제시하고자 한다.

2. 디지털 의료영상의 유손실 압축방식

2.1 벡터 양자화(Vector Quantization)

일반적으로 사람의 눈은 모든 시각정보에 민감하게 반응하지않고 어떤정보는 일반적인 시각처리에 필요한 정보에 비해서 상대적으로 덜 중요하다. 따라서 이러한 심리시각적인(psychovisual) 용장성은 영상인식에 필요한 품질을 손상시키지 않으면서 상당히 제거시킬 수 있는데 벡터 양자화는 바로 심리시각적인 용장성을 효과적으로 제거하는 유손실 방식이다.

벡터양자화는 먼저 디지털 의료영상을 중첩되지않는 임의의 화소블럭 벡터로 나누고 이로부터 만들어지는 학습집합(Training Set)을 사용하여 코드벡터의 집합인 코드북(Codebook)을 만든다. 각 화소블럭벡터는 코드북에서 가장 근접한 코드벡터를 표시하는 레벨값으로 부호화되어 통신을 위해 전송된다. 압축은 원영상벡터에 비해서 상대적으로 아주작은 비트수로 할당된 레벨을 부호화하기 때문에 고압축을 얻을 수 있다 [4].

전체적인 의료영상압축을 위한 벡터 양자화 부호기와 복호기가 그림 1에있다. 가장 근접한 코드벡터는 식 (1)처럼 입력벡터와 코드벡터간에 최소거리(minimum distance) 규칙을 사용하여 결정한다.

$$D_i = \{X : |X - X_i| < |X - X_j| \text{ for all } i \neq j\} \quad (1)$$

학습집합의 선택은 코드북을 만들기위해 신중해야한다. 전체의료영상중에서 대표적인 몇개의 영상만 학습 집합으로 정하여 코드북을 만들경우 유사한 부류의 영상에 대해서는 좋은 효과를 보지만 유형이 다른 영상

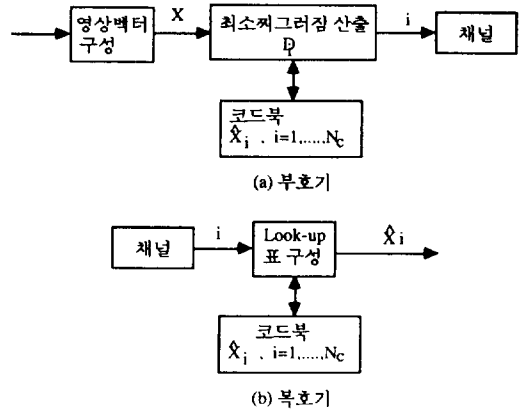


그림 1 벡터양자화 블록 다이어그램

에 대해서는 성능이 다소떨어진다. 반면 현재 부호화하려는 의료영상 그자체를 학습집합으로 사용하고 코드북을 만들경우 의료영상이 코드벡터로 적절히 표시되기 때문에 좋은성능을 보이지만 부호화려는 영상마다 코드북을 구해야하므로 계산량이 많아지고 각각의 영상 구별을 위한 부가정보가 필요하다.

학습집합으로 선택한후 Linde-Buzo-Gray(LBG) 알고리즘을 사용하여 코드북을 만든다. 학습 벡터집합과 초기 코드벡터로부터 출발하여 먼저 각 학습벡터를 가장 근접한 코드벡터에 할당한다. 그다음에 코드벡터를 양자화 에러가 최소화되는 벡터를 갖도록 수정시킨 후 학습벡터를 가장 근접한 코드벡터에 재할당한다. 이과정은 작은 찌그러짐 허용 문턱치(threshold)보다 작아질때가 계속된다.

영상 압축성능 평가식은 아래와 같다.

$$\text{압축률(CR)} = \frac{\text{원영상의 전체화소수}}{\text{압축된영상의 화소수}} \quad (2)$$

이기법의 압축성능을 실험하고자 혈관조영법으로 얻은 8개의 디지털 의료영상(265×265 크기의 화소당 8비트로 주사된)에 적용한 결과 원영상에 근접하면서 CR=10:1 (0.8비트/화소)의 압축 효과를 얻을수 있었음을 보여주었고, 특히 진단을 위해 넣은 요오드를 포함한 영상부분에서 좋은 압축효과를 나타냄을 보여주었다[4].

참고로 혈관조영법이란 상위원자번호를 가지는 원소가 X-ray를 강하게 흡수한다는 사실에 기초한 레디오 그래픽 대조(radiographic contrast)방식이다. 예를

들어서 빠른 강하게 X-ray를 흡수하기 때문에 골절부분이 필요한 대조약품(contrast agent) 없이 명확하게 표시된다. 그러나 대뇌의 혈관은 일반적인 레디오그래픽 대조가 어렵기때문에 강하게 X-ray를 흡수하는 요오드약품을 혈관에 투여하여 혈관이 명확하게 보이도록 한후 진단에 이용한다.

2.2 JPEG 알고리즘

칼라 및 연속조 정지영상 압축방식의 국제 표준방식은 국제표준화기구(ISO)와 국제 전신전화 자문위원회(CCITT)가 공동으로 만든 JPEG알고리즘이다. JPEG알고리즘은 영상의 상관관계를 제거하기위해 에너지가 낮은 주파수영역으로 모이는 특성을 이용한 이산여현변환(Discrete Cosine Transform)과 양자화를 통해 시각적 용장성을 제거하고 양자화된 계수의 엔트로피를 감소하기 위해 허프만 부호화로 부호화에 따른 용장성을 없애는데 최적인 압축 알고리즘이다. 따라서 이 방법은 영상데이터의 고압축에 적합하므로 의료영상의 통신 및 저장에 효과적으로 사용될 수 있다[5].

그림 2는 JPEG의 부호기와 복호기를 보여주고 있다. 부호화 과정에서 입력되는 의료영상은 8×8 블록들로 나뉘어진다. 그리고 각 블록은 순방향 DCT에 의하여 1개의 DC계수와 63개의 AC계수로 변환된다. AC계수는 DCT특성상 에너지가 몇개의 계수로 몰리기 때문에 많은 계수가 0값을 갖게된다. 그런다음에 계수들의 크기를 감소시키고 0계수의 수를 늘이기위해 AC계수들을 적당한 양자표를 이용하여 나누고 가장 근접한 정수로 반올림시키는 양자화 과정을 기친다. DC 계수는 현재의 DC계수와 이전의 DC계수와와 차가 부호화된다. 그림 3처럼 지그재그열로 재배열된 63

개의 양자화된 AC 계수들은 엔트로피 허프만 부호화 과정으로 넘겨지고 여기에서 데이터는 더욱 감축된다.

복호화의 각 단계는 본질적으로 부호기 절차를 역으로 밟는다. 엔트로피 복호기는 양자화된 DCT 계수들의 지그재열을 복호화된다. DCT계수를 역양자화시킨 후 역 DCT에 의하여 8×8 샘플 블록으로 변환된다.

디지털 의료영상 압축 성능실험으로 Truvel사의 TZ-3X X-선 스캐너로 화소당 8비트로 받은 1024×880 해상도의 디지털 흉부 X-선 의료영상을 JPEG알고리즘으로 실험한 결과 CR=27 : 1 (0.29비트/화소)의 압축률과 객관적인 정보 손실 측정치인 SNR은 약 47정도임을 보여주었다[6].

여기서 $u(x,y)$ 와 $\hat{u}(x,y)$ 는 각각 $N_x \times N_y$ 크기의 원의 의료영상과 복원된 의료영상을 나타내고 peak-peak value은 화소당 8비트로 주사되었기 때문에 255이다.

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{(\text{peak-to-peak value})^2}{1/N^2 \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N [u(x,y) - \hat{u}(x,y)]^2} \quad (3)$$

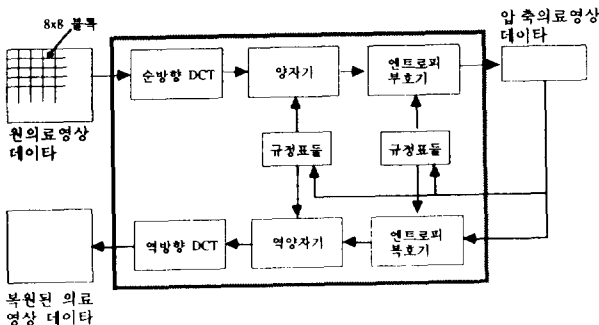
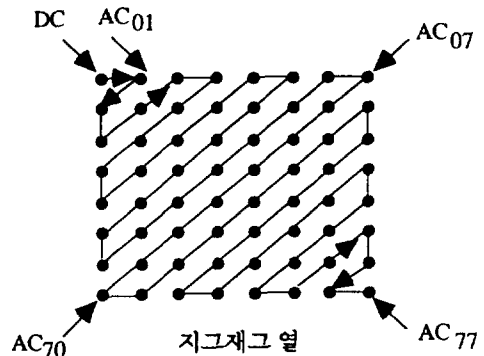
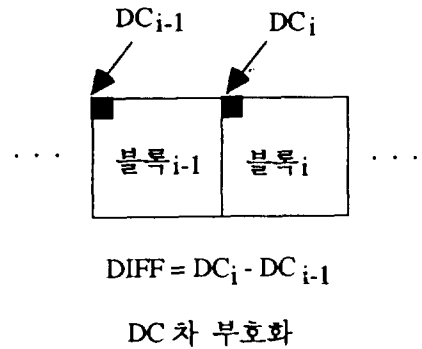


그림 2 JPEG부호기와 복호기의 블록 다이어그램

그림 3 엔트로피 허프만 부호를 위한 양자 계수의 준비

3. 디지털 의료영상의 무손실 압축방식

3.1 Run-Length 압축(Compression)

정보의 손실없이 의료영상을 완전하게 표시하는 평균 정보량(화소당 평균비트수)인 엔트로피(entropy, H)와 평균 코드어 길이(L)와의 관계는 다음과 같다.

$$H = \sum P_i \log_2 \frac{1}{P_i} \leq \sum P_i L_i = L \quad (4)$$

(P_i는 화소가 i값을 가질 확률)

식(4)에서 보여주듯이 발생확률이 높은 화소에 대해서는 짧은 길이의 코드어(codeword)를 할당하고 발생확률이 낮은 화소에 대해서는 상대적으로 긴 코드어를 할당하는 것이 엔트로피를 최소화하기 위한 최적의 코드 할당방법이라고 할 수있다. 허프만 부호화는 이러한 이론에서 나온 Run-Length 압축방식이다.

그러나 식(4)의 엔트로피는 각각의 화소가 독립성을 갖는다는 가정하에서 표현되기 때문에 특성상 해부학적 구조의 동질성(homogeneity)을 반영하는 종속성을 가지고있는 의학영상의 경우 모든 화소값의 종속 조건확률을 모두 측정하면 엔트로피가 상당히 감소된다. 이런 경우 항상 식(4)의 엔트로피의 하한계선을 가리킨다. 화소당 12비트를 갖는 162Kbyte 크기의 척추 CT영상 45개 프레임들을 Run-Length 방식으로 실험한 결과 평균 엔트로피는 화소당 8.6비트임을 보여주었다[7].

Run-Length 방식을 향상시킨것으로 디지털 의료영상의 국부영상부분의 인접 화소간에 상대차가 그다지 높지않음을 이용하여 여기에 적합하도록 가변적인 코드어수를 상대차에 할당하는 방법을 사용한다. 즉 인접화소가 같은값을 경우 그 갯수와 식별자만을 부호화하고 인접화소사이의 상대차가 큰경우에는 긴코드어를 할당하여 식별자와 함께 부호화하고 그렇지 않은 경우

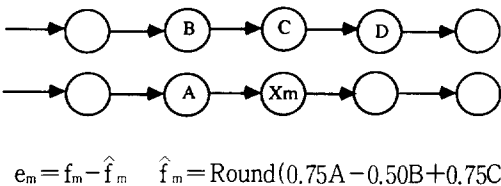


그림 4 2차원적 DPCM예측기 구조

에는 상대적으로 짧은 코드어를 할당하여 식별자와 함께 부호화한다. 압축률 평가를 위해 화소당 12비트를 갖는 162Kbyte 크기의 45개의 척추의료영상을 압축 실험한 결과 평균 엔트로피는 화소당 5.8비트임을 보여주었다[7].

3.2 DPCM 방식

의료영상은 구조의 동질성에 따라 영상내의 화소사이의 높은 상관관계가 있기때문에 주어진 임의의 화소값이 그의 이웃값으로부터 합리적으로 예측될 수있다. 따라서 개개의 화소가 나타나는 정보는 상대적으로 작고 화소의 시각적 분포에 많은 용장성이 있다. 이러한 화소간 용장성을 감소하기위한 예측 부호화 방식이 DPCM(Differential Pulse Code Modulation)이다.

그림 4는 DPCM에 사용되는 2차원적 예측기의 한 예를 보여주는데 예측기는 현재의 화소값(X_m)을 예측하기 위한 4개의 이웃화소 사이의 선형조합으로 구성된다.

0.75, 0.50은 각각 예측계수이고, 예측오류인 e_m은 정확하게 예측이 되었다면 부호화하는데 영향을 끼치지 않지만 예측오류가 생긴 경우에는 예측오류를 가장 가까운 정수로 반올림 시킨후 표준화된 Run-length방식인 허프만 부호화한다.

예측오류를 다살려 복호화시 완전하게 원영상을 복원하는 경우에는 압축률이 다소 낮지만 예측기의 계산량을 줄여준다.

$$f_m = e_m + \hat{f}_m \quad (5)$$

반면에 어느정도 손실을 허용하도록 e_m에 임의의 상수(ξ)를 더해 예측오류의 폭을 감소시키는 양자화 과정을 통해 부호화하는 경우에는 예측기의 계산량은 늘지만 압축률은 현저하게 줄어든다.

최근에는 국부적인 의료영상 특성에 적용하도록 각 방향에서 이웃 화소와의 화소차를 구한후 예측기의 적응 예측계수의 가중치를 가변화하는 적응DPCM방식을 사용한다.

$$f_m = e_m + \hat{f}_m \quad e_m = \begin{cases} e_m > 0 \text{ 이면 } +\xi \\ e_m \leq 0 \text{ 이면 } -\xi \end{cases} \quad (6)$$

압축실험으로 혈관조영법으로 얻은 디지털 의료영상 15프레임을 사용하였는데 화소당 9비트로 주사하였고

512×512 크기를 갖는다. DPCM과 적응 CPCM방식을 압축 실험한 결과 각각 엔트로피는 화소당 2.8비트, 2.9비트임을 보여 주었다[8].

3.3 계층적 방식

의료영상 전체를 모두 한꺼번에 전송하게되면 높은 대역폭을 요구할뿐더러 전송시간이 많이 소요된다. 그러므로 우선 인지할수있는 최소한의 영상품질(quality)을 갖는 의료영상을 먼저 보내고 필요시 영상의 품질을 점진적으로 향상시키도록 부가적인 정보를 전송하여 최종단계에서 원영상이 복원될 수 있도록 하는 것이 효율적이 될수있다. 예를들어서 지역적으로 떨어진 병원간에 의료영상 분석가는 환자의 진단영상을 모두 받은 다음에 분석하는 것보다는 우선적으로 낮은 영상 품질을 받아 분석에 적합한 경우에는 분석이 가능한 상태까지 향상된 영상의 품질을 받고 분석에 적합하지 않은 경우 나머지 영상의 전송 중지를 요구하는 것이 바람직하다. 계층적(hierarchical) 방식이란 바로 이러한 효과를 얻는 압축방법이다. 계층적 방식은 또한 의료영상을 출력할 경우 다양한 해상도(resolution)를 갖는 출력장치를 지원할 수 있다는 장점이였다.

그림 5는 4개의 레벨을 갖는 계층적 영상 구조를 나타낸다.

디지털 의료영상을 계층적으로 부호화해서 전송하는 가장 간단한 방법은 먼저 수평 및 수직 방향으로 1/2씩 Down-sampling하여 해상도를 감소시킨후 각각의 레벨을 개별적으로 Run-Length방식인 허프만 부호화하여 보내는 것이다[8][9][10]. 계층적 방식의 하나

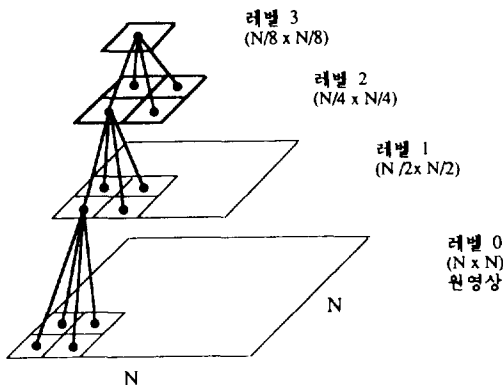


그림 5 계층적 영상구조

로 라플라시안 피라미드(Laplacian Pyramid)는 사람 눈이 고주파 성분에 민감성을 보이지 않기때문에 저역 통과(low-pass) 필터를 사용하여 각단계마다 고주파 성분을 억제한다. 이렇게하면 피라미드의 상단부로 갈수록 고주파성분이 점차 제거된다. 그다음에 각방향으로 1/2씩 Down-sampling 후 계수를 양자화하고 가장 가까운 정수로 반올림하여 하위 해상도 영상을 만든다. 영상압축은 만들어진 하위해상도 영상의 Up-sampling과 보간(interpolation)을 사용하여 상위 해상도 영상을 추정후 원영상과 추정치와의 차를 부호화함으로써 얻어진다. 이절차는 가장낮은 해상도 영상을 부호화할때까지 계속된다.

식(7)은 라플라시안 피라미드의 가장낮은 레벨(L_0)을 부호화하기위한 원영상과 추정치와의 차를 나타낸다.

$$G_1 = Q(\text{REDUCE}[G_0])$$

$$L_0 = G_0 - Q^{-1}(\text{EXPAND}[G_1]) \quad (7)$$

G_0 는 원영상을 나타내고 G_1 은 하위해상도 영상을 표시한다. REDUCE[G_0]는 원영상의 저역통과 필터링 및 down-sampling을 표시하고, EXPAND[G_1]는 하위 해상도영상의 Up-sampling 및 보간을 표시한다. 그리고 Q는 계수양자화와 가장 근접한 정수로의 반올림 연산자이고, Q^{-1} 은 계수 역양자화와 반올림 연산자이다.

화소당 9비트로 주산된 512×512크기의 혈관조영법 영상 15프레임을 계층적 라플라시안 피라미드 방식으로 압축 실험한결과 엔트로피는 평균 화소당 3.32비트임을 보여 주었다[8]. 이 실험치는 각 레벨에서의 엔트로피를 모두 합친것인데 만약 해상도가 감소된 임의의 상위 레벨에서의 영상품질만으로도 원래의 의료영상을 충분히 표현한다면 그 레벨 영상만 부호화하면 되므로 SNR은 다소 떨어지지만 높은 CR을 얻을 수 있다. 그러나 서론에서 언급하였듯이 여러가지 이유로 인하여 진단에는 집합하지 않다.

3.4 산술 부호화방식

의료영상의 무손실 압축을 두단계로 요약하면 화소간의 상관관계제거(uncorrelation)와 부호화이다. 상관관계제거 단계에서 화소간의 종속특성에 기인한 용장성이 억제되고 부호화단계에서 영상의 그레이분포에

기인한 용장성이 제거된다. 3.2절에서 설명한 단순한 영상 모델링에 기초한 DPCM방식으로 상관관계를 제거하는 것보다 여러개의 컨텍스트와 각 컨텍스트하에 적용적인 통계성을 사용한 정교한 영상 모델링을 통해서 부화화함으로써 의료영상의 압축률을 향상시킬 수 있다[11].

산술부호화 방식은 이러한 복합적인 영상 모델을 완전하게 실현할 수 있고, 실제 부호화하는데 용이한 기법이다. 부호화하려는 입력영상 화소열이 먼저 단위 구간(0,1)내 임의의 부분구간(sub-interval)에 할당되고 영상의 통계적 지식에 따라 전체 영상화소가 부호화 될때까지 순환적으로 구간 부분할이 계속된다. 여기서 이진 분수로 표시되는 부분할 되는 점이 부호화되고 복호화시에는 이 부분할되는 점을 통해서 부분구간을 식별하여 원영상을 복원한다.

영상모델을 완전하게 규정하기 위해서는 마코브 순차모델에 따라 정의된 이웃화소들에 기초한 컨텍스트 집합을 선택하고 이로부터 각 컨텍스트하에서의 통계성이 정의되어야한다. 컨텍스트를 세부적으로 분해할 수록 엔트로피가 더 작아진다는 것은 임의의 컨텍스트하에서의 특정한 화소레벨이 발생할 조건확률을 추정함으로써 쉽게 알수있으므로 모델의 복잡성을 고려한 적당한 세부적인 컨텍스트집합을 선택하는것이 중요하다.

$$H(Y | X_2) \leq H(Y | X) \leq H(Y) \quad (8)$$

(Y : 화소레벨 X : 일반적인 컨텍스트 X₂ : 세분화된 컨텍스트)

컨텍스트는 DPCM방식의 예측된 화소값뿐만 아니라 수직 및 수평방향에서의 gradient 성분에 기초하여 정한다. 식(9-1)은 위치(k, 1)에 있는 화소의 상관관계 제거를 위한 예측기식이고 식(9-2, 3)은 수평, 수직차이를 이용한 gradient추정치이다.

$$f(k, 1) = f(k-1, 1) + f(k, 1-1) - f(k-1, 1-1) \quad (9-1)$$

$$d_h(k, 1) = f(k-1, 1) - f(k-1, 1-1) \quad (9-2)$$

$$d_v(k, 1) = f(k, 1-1) - f(k-1, 1-1) \quad (9-3)$$

각각의 컨텍스트는 d_h-d_v공간의 분할로써 정의되는데 이것은 화소레벨의 조건분포가 다른 영역에 대해서는 다르다는 것을 고려한 것이다. d_h-d_v공간의 정확한 분할은 많은 시행착오절차를 거쳐었고 다시 식(9-1)로 얻을 수 있는 예측된 화소영역을 동등하게 나누어

각각의 분할된 영역을 더욱 세분화한다.

이렇게 세분화된 컨텍스트 집합을 구성한 후 각 컨텍스트하에서의 통계적 특성이 적응 적으로 추정된다. 영상내에 주어진 컨텍스트하에서 특정 화소레벨 발생수를 측정하는 작업을 하는데 화소 레벨이 보통 0을 중심으로한 작은영역에 분포하기 때문에 이영역에서 발생하는 화소레벨에 대해서만 발생수를 측정한다. 발생수 측정은 적응적인 방법과 비적응적인 두가지 방법으로 할 수 있다. 비적응적인경우 영상을 부호화 하기 전에 모든 영상을 주사하여 쉽게 셀 수 있으나 모델 통계 파라메타가 압축된 데이터에 부가적인 오버헤드 정보로 포함된다. 적응적인 방법은 처음에 컨텍스트하에서 각 화소레벨 발생 계수기를 모두 동일한 상태를 갖도록 1로하고 실제 화소레벨을 부호화하면서 어떤 컨텍스트에 어느 화소레벨이 나오는가를 이미구성된 컨텍스트 집합으로부터 f(k, 1), d_h(k, 1) 및 d_v(k, 1) 값을 사용해서 결정한후 그 계수기 값을 하나 증가시킨다. 비적응적인 방법은 영상열을 어느정도 부호화하게되면 적응적인 방법으로 얻은 값에 근접한다.

산술부호기의 단위 구간내에서의 부분할은 컨텍스트당 각 화소레벨 발생 빈도수에 따라 실행된다. 부분할은 구간의 시작점이 있고 시작점으로 떨어진 구간폭이 있다. 구간폭은 컨텍스트하에서의 각 화소레벨의 조건 누적확률이 기초하여 변하기 때문에 현재 부호화하려는 화소레벨이 발생 빈도수가 높은 컨텍스트하에서 부호화하게되면 구간폭이 작게 줄어들어 분할점에 할당되는 코드를 줄일 수 있다. 산술부호화의 자세한 내용은 Tenkasi의 논문을 참고하기 바란다[11].

계속적인 구간부분할로 구간을 표시하는 정도(precision)가 증가하기때문에 무한정의 정도레지스터가 필요하게되나 산술 부호화방식은 구간 스케일링(scaling)과 반올림 연산자를 통한 구간 정규화 과정으로 항상 단위구간내에서 구간 부분할이 일어나도록 한다.

실험에 쓰인 디지털 의료영상은 두종류이다. 하나는 두뇌의 가로 수직단층 X-ray 영상 17프레임으로 화소당 8비트로 주사하였고 512×696크기를 갖는 영상이다. 다른것은 두뇌의 세로 수직단층 X-ray 영상 25프레임으로 화소당 16비트로 주사하였고 480×648크기를 갖는 영상이다. 실험에 쓰인 컨텍스트수는 각각 400개이고 컨텍스트당 유지되는 화소레벨수는 각각 13개, 33개이다. 산술부호화 방식으로 압축 실험한 결과 평균 압축률 CR = 1.67 : 1, 3.48 : 1 이었는데 기존의

DPCM방식에 비하면 상당한 압축효과를 얻었음을 보여준다[11].

산술 부호화 방식은 원래 의료영상과 같은 연속조 영상보다 FAX문서와 같은 흑/백영상에 보다 적합한 방식으로 그림, 오디오 정보의 국제적인 부호화 방식을 연구하는 ISO 산하 JBIG(Joint Bi-level Imaging Group)에서는 적응 산술 부호화 방식을 사용한 이진 영상의 국제적인 압축 표준 권고안(T. 82)를 발표하였다[12][13].

4. 의료영상의 압축기술 방향

최근의 디지털 의료영상 압축기술은 두 가지 방향으로 진행되고 있다. 첫째는 장기적인 디지털 의료영상 저장(long-term archiving)을 위한 유손실 방식과 무손실 방식이 결합된 압축방식의 연구이다. 현재 진행 중인 연구 방향은 우선 DCT나 JPEG 같은 압축률이 높은 유손실 방식으로 의료영상을 부호화하여 저장하고 원영상과 유손실 복원 영상과의 차를 구해서 나머지를 만든다음 진단을 위해 필요한 경우 저장된 의료영상을 끄집어내어 허프만 부호화나 산술 부호화같은 적절한 무손실 방식으로 나머지를 부호화하여 찌그러짐을 없애 원영상을 완전하게 복원하는 방법과 계층적인 방식의 경우 하위 계층 레벨은 시각적 용장성을 충분히 제거하는 유손실 압축방식을 사용하고 시각적으로 민감성을 가지는 정보만 가지고 있는 상위레벨은 무손실 압축방식으로 부호화하는 연구이다.

두번째는 디지털 의료영상의 저장측면과 효과적인 전송측면을 함께 고려한 무손실 압축방식의 연구이다. 의료영상 저장측면에서 압축 알고리즘은 의료영상 저장장치의 비용을 줄이는 것이 주목적이므로 높은 압축을 요구하지만, 효과적인 전송측면에서는 압축률이 다소떨어지더라도 진단을 위해 적합한 영상인가의 빠른 판단이 항상 가능하도록 낮은 대역의 신속한 의료영상의 전송이 필요하다. 따라서 시스템의 복잡성이 증가하지 않는 범위에서 어느한쪽에 적합한 것보다도 양쪽의 목적에 적합한 압축방식을 개발하는 것이 필요하다.

디지털 의료영상의 대역폭을 줄이기 위해 의료영상은 먼저 계층적으로 나누어진다. 계층적으로 해상도를 감소하는 방법으로 현재의 화소 블럭과 해상도가 감소된 화소간의 가역적인(reversible) 매핑함수를 구하여 할 수 있다. 계층적으로 나누어진 각 해상도 영상은 높

은 무손실 압축효과를 얻기위해 예측부호화(predictive coding)를 수행한다. 감소된 해상도 영상의 화소를 포함하여 현재 부호화하여는 화소에 이웃하고 있는 화소 배열상태를 다양하게 세분화하여 여러비트의 템플릿으로 할당한다. 현재의 화소를 부호화할때마다 각각의 화소배열상태 템플릿에서의 현재의 화소가 발생할 조건확률의 통계적 특성을 유지하여 화소 예측을 향상시켜 디지털 의료영상의 무손실 압축효과를 높게된다.

5. 맺음말

지금까지 디지털 의료 영상압축의 기술동향의 유손실 방식과 무손실 방식으로 나누어 설명하였고, 앞으로의 의료영상 압축에 대한 기술 개발 방향을 제시하였다. 유손실 압축방식으로 벡터양자화와 연속조 영상의 국제 표준압축방식인 JPEG을 사용한 의료영상 압축방식을 설명하였고, 무손실 방식으로 가변 Run-Length방식, DPCM방식, 계층적 방식 및 산술부호화를 간략하게 기술하였다. 또한 각 방식마다 일반적인 연속조 영상과는 달리 디지털 의료영상을 압축할때 고려해야될 의료영상의 특성을 살펴보고 압축 실험결과를 근거로 성능도 분석하였다.

의료영상을 유손실 방식으로 압축한 경우 화소당 1비트이하의 고압축을 얻을 수 있었지만 진단을 위한 사용 가능성을 아직 명확하지 않다. 반면 무손실 방식으로 압축한 경우 화소당 약 2~3.51트의 다소낮은 압축률을 보였지만 진단에 적합한 무손실이란 장점을 최대한 살릴 수 있어 현재 무손실 방식의 압축률을 향상시키려는 연구가 진행되고 있는 추세이다.

국내의 경우 ISDN보급이 본격화 되어감에 따라 편리한 원격의료진단 서비스제공을 위해 ISDN에 접속되는 통합 의료영상 진단장치 개발을 서둘러야 할때이며 이를위해 디지털 의료영상의 고압축 S/W개발 및 H/W구현을 위한 기술개발에 박차를 가해야할 것이다.

참고문헌

- [1] C.G. Boncelet, J.R. Cobbs and A.R. Moser, "Error Free Compression of Medical X-ray Images," in Proc. SPIE Visual Communications and Image Processing '88, Vol.

- 1001, pp.269-276, 1992.
- [2] R.W. Hamming, Coding and Information Theory, 2nd Edition, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 97-99 (1988).
- [3] Rafael G. Gonzalez and Richard E. Woods, "Image Compression," In Digital Image Processing, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1992.
- [4] H. Sun and M. Goldberg, "Radiographic Image Sequence Coding Using Two-Stage Adaptive Vector Quantization," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 7, No. 2, pp. 118-126, 1988.
- [5] Digital Compression and Coding of Continuous-tone Still Images, Part 1: Requirements and Guidelines, ISO/IEC/JTC1/SC29/WG 10 JPEG International Standard 10918-1, 1992.
- [6] 김근섭, 이재천, 권용부, 임호근, 김형곤, "X-ray 의료영상 압축을 위한 ADCT-VQ와 JPEG의 성능비교," 대한의용공학회 추계학술대회, Vol. 14, No.2, pp. 29-33, 1992.
- [7] M.L. Rhodes, J.F. Quinn and J. Silvester, "Locally Optimal Run-length Compression Applied to CT Images," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. MI-4, No.2, pp.84-90, 1985.
- [8] P.Roos, M.A.Viergever, M.C.A. Van Dijke and J.H.Peters, "Reversible Intraframe Compression of Medical Images," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 7, No.4, pp.328-336, 1988.
- [9] S.E. Elnahas, K. Tzou, J.R. Cox, JR. R.L. Hill and R.G. Jost, "Progressive Coding and Transmission of Digital Diagnostic Pictures," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol, MI-5 No. 2, pp. 73-83, 1986.
- [10] Y.C. Lin and S.C. Tai, "Design and Analysis of Medical Image Pyramid Coding," in Proc. SPIE Visual Communications and Image Processing '92, Vol. 1818, pp.1282-1293, 1992.
- [11] T.V. Ramabadran and K. Chen, "Efficient Compression of Medical Images through Arithmetic Coding," in Proc. SPIE Medical Imaging IV, 1234, pp. 761-776, 1990.
- [12] Coded Representation of Picture and Audio Information-Progressive Bi-level Image Compression, ISO/IEC JTC1/SC29/WG 9 JBIG Distributed International Standard 11544, 1992.
- [13] 지창우, 안창범, 이종수, 박성한, "G4 팩시밀리 응용을 위한 JBIG 코딩기술의 개선," 대한전자공학회 하계학술대회, Vol. 15, No. 1, pp.497-500, 1992.



지창우(池昌宇)

1965년 8월 20일생. 1989년 한양대 공대 전자계산학과 졸업, 1991년 동 대학원 전자계산학과 졸업(석사). 1991년 생산 기술연구원 입사. 현재 한양대 대학원 전자공학과 박사과정 및 생산기술연구원 전자정보시스템센터 G4 FAX 개발연구실 연구원.



노덕우(盧德雨)

1959년 1월 6일생. 1983년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1985년 펜실바니아대 전기공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 의공학과 졸업(석사). 1990년 동 대학원 의공학과 졸업(공박). 1984~1991년 펜실바니아 대학병원 방사선과 연구원. 1991년 생산기술연구원 입사. 현재 생산기술연구원 전자정보시스템센터 근무.

이종수(李鍾秀)

1950년 1월 27일생. 1973년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 VPI & SU 전자공학과 졸업(석사). 1985년 VIP & SU 전자공학과 졸업(공박). 1976~78년 금성통신 연구원. 1979~85년 VPI & SU 연구조교. 1985~90년 전자통신연구소 실장. 현재 생산기술연구원 전자정보시스템센터 G4 FAX 개발연구실장.