

슬라이스간의 중복성을 이용한 3차원 MR 영상의 효율적인 압축

김진한*, 김현순*, 구탁모**, 박길흠*

* 경북대학교 전자공학과

** 경동정보대학 정보통신과

Efficient Compression of 3D MR Images Using Interslice Redundancy

Jin-Han Kim*, Hyun-Soon Kim*, Tak-Mo Koo**, Kil-Houm Park*

* Department of Electronic Engineering, Kyungpook National University

** Department of Information Communication, Kyungdong College of Techno-Information

E-mail : jhkim99@palgong.knu.ac.kr

요약

본 논문에서는 슬라이스간의 상관성을 이용한 3차원 MR 영상의 효율적인 압축방법을 제안한다. 제안한 알고리즘은 웨이브릿 변환영역에서 동영상 압축에 사용되는 움직임 보상 부호화와 프랙탈 부호화를 이용한다. 제안한 방법에서는 먼저 영상을 웨이브릿 변환한 후, 공간영역에서 같은 위치에 있는 웨이브릿 계수들을 모아 일정한 크기를 갖는 웨이브릿 블록으로 재배열한다. 배열된 웨이브릿 블록에 대해 움직임 추정을 하고 블록간의 상관성이 크다고 판단되는 블록에 대해서는 움직임 추정 정보만 이용한다. 그러나 상관성이 작다고 판단되는 블록의 경우에는 최상위 계층의 저주파 부대에 대해서만 움직임 추정을 하고 나머지 대역에 대해서는 프랙탈 부호화를 실행한다. 그리고 움직임 벡터와 프랙탈 부호화에 의해 복원된 슬라이스와 현재 슬라이스의 차인 오차 영상은 SPIHT로 부호화한다. 제안한 방법을 낮은 비트율에서 실험한 결과, 2차원 SPIHT에 비해 향상된 PSNR을 나타낼 뿐만 아니라 블러링이 줄어들어 객관적, 주관적 화질에서 우수하게 나타난다.

1. 서론

영상 부호화(image coding)의 목적은 원영상의 화질을 가능한 한 유지하면서 영상 데이터간의 중복성(redundancy)을 제거함으로써 적은 양의 정보로 원영상(original image)을 충실히 표현하고 재생하는 데 있다. 일반적으로 MR 영상은 256×256크기나 512×512

크기의 공간 해상도를 가지며 화소당 해상도는 12 [bpp](bits per pixel) 또는 16 [bpp]이다. 의학적인 연구를 위해서는 10~256개의 영상이 필요하므로 총 데이터량은 10~100 mega-[bytes]에 달하고 평균 규모의 병원의 경우에 매년 tera-[bytes] 단위의 엄청난 데이터가 발생한다. 이러한 고용량의 영상 데이터를 전송하기 위해서는 특별한 고려가 필요한데, 특히 PACS(picture archiving and communication system)와 같은 새로운 의료 환경에서 저장 공간을 줄이고 전송에 있어서의 효율을 높이기 위한 영상 데이터의 부호화는 필수적이라 할 수 있다[1].

의료 영상의 경우 진단이 목적이므로 원영상의 완전 복원(perfect reconstruction)이 이루어지는 무손실 부호화 방법이 사용된다. 무손실 부호화 방법은 복원 영상에 대해 높은 신뢰성을 가질 수 있으나 압축율이 매우 낮다. 따라서 PACS와 같은 새로운 의료환경에서는 영상 정보의 효율적인 관리를 위해 왜곡은 존재하지만 진단에 영향을 미치지 않는 범위 내에서 최대한 압축을 수행하는 손실 부호화 방법이 많은 장점을 가진다.

본 논문에서는 3차원 MR 영상의 효율적인 압축을 위해 동영상 압축에 사용되는 움직임 보상 부호화와 에지 성분을 잘 복원하는 프랙탈 부호화를 사용한다. 슬라이스간의 상관성이 크다고 판단되는 블록은 움직임 벡터로, 상관성이 작은 블록은 프랙탈 블록에서 정의된 블록의 위치 정보와 스케일 인자의 인덱스로, 오차 영상은 SPIHT(set partitioning in hierarchical trees)로 부호화한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 웨이브릿 변환과 SPIHT 알고리즘에 대해 소개하고, 3장에서는 제

안된 MR 영상 부호화 방법에 대해 설명한다. 그리고, 4장에서 실험 및 고찰을, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 웨이브릿 변환과 SPIHT 알고리즘

웨이브릿 변환은 시간과 주파수에 대한 국부성(locality)을 갖고 신호를 표현할 수 있어서 비정상성(non-stationary)을 갖는 영상 신호를 해석함에 유리하고, 이를 이용하여 표현된 영상은 인간의 특성과 비슷하여 영상처리 분야에서 많이 쓰이고 있다[2].

영상을 웨이브릿 변환시키게 되면 서로 다른 계층의 다해상도 부대역 신호들을 얻을 수 있다. 2차원 신호인 영상을 웨이브릿 변환을 하기 위해서 1차원 신호와 유사한 방식으로, 처음에는 행 방향으로 다음은 열 방향으로 QMF(quadrature mirror filter)를 통과시켜 웨이브릿 변환을 수행하게 되며, L은 저대역 필터, H는 고대역 필터를 각각 나타낸다. QMF를 통과한 영상은 저주파 성분(LL)과 수직, 수평, 대각 방향성을 가지는 고주파 성분(HL, LH, HH)으로 분해되며, 분해된 대역의 영상은 원영상에 비하여 해상도가 반으로 줄어든다. 이러한 과정을 LL대역에 반복적으로 적용하여 상위 계층의 부대역을 얻을 수 있다.

영상을 2계층 웨이브릿 변환했을 경우, 그림 1과 같은 대응관계를 가진다. 이러한 저주파 계수와 고주파 계수의 대응관계를 웨이브릿 변환계수의 자기 상관성(self-similarity)이라고 한다.

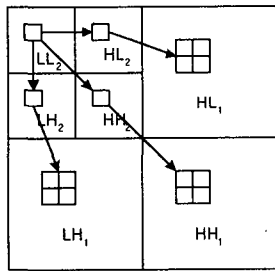


그림 1. 웨이브릿 계수간의 대응관계

Shapiro는 자기 상관성에 기초한 zerotree를 이용하여 웨이브릿 계수를 점진적으로 전송하는 EZW(embedded zerotree wavelet) 알고리즘을 제안하였다[3].

또한, Said 등[4]은 기본적인 접근 방법은 EZW와 동일하지만 zerotree의 부호화 부분을 개선한 SPIHT를 제안하였다. SPIHT 알고리즘의 기본 개념은 웨이브릿 계수들을 크기와 비트 플레인(bit plane)에 의해 정렬하고, 집합 분리 배열 알고리즘(set partitioning sorting algorithm)에 의한 순서대로 전송한다. 계수들의 부호화는 식 (1)에서 T 를 임계값으로 선택하여 1/2씩 감소시키면서 분류 과정(sorting pass)과 세분화 과정(refinement pass)에 의해 이루어진다.

$$T = 2^{\lfloor \log_2(\max_{(i,j)} \{C_{i,j}\}) \rfloor} \quad (1)$$

여기서, $C_{i,j}$ 는 좌표 (i,j) 에서의 웨이브릿 계수이

다. 분류 과정에서는 저주파 부대역에 있는 모든 픽셀들을 포함하는 비중요 화소 목록(list of insignificant pixels, LIP), 자식 계수를 갖는 모든 저주파 부대역에 있는 픽셀들을 포함하는 비중요 계수 집합의 목록(list of insignificant sets, LIS), 중요 계수를 의미하는 중요 화소의 목록(list of significant pixels, LSP)으로 초기화된 계수들 중에서 LIP, LIS에 속한 계수들이 임계값보다 크면 LSP로 보낸다. LIP와 LIS에서 중요 계수를 찾은 후에 이전의 임계값에서 선택된 계수에 세부 비트를 추가하는 세분화 과정을 거친다. 그리고 임계값을 절반으로 낮추고 정해진 [bpp]까지 부호화한다.

3. 제안된 MR 영상 부호화 방법

제안한 방법에서는 슬라이스간의 상관성을 이용하기 위해 동영상 압축에 사용되는 움직임 보상 부호화와 슬라이스내의 상관성을 이용하는 프랙탈 부호화를 웨이브릿 변환영역에서 적용한다. 웨이브릿 변환에 의하여 다중 해상도로 대역 분할된 계층적 피라미드 구조에서 각 계층간의 움직임은 매우 높은 상관성을 가지므로 제안된 움직임 추정 알고리즘은 최상위 계층의 움직임 벡터를 다음 계층을 위한 움직임 벡터로 사용한다[5][6]. 그리고, 움직임 추정 방법으로 복구가 힘든 고주파 부대역의 블록을 프랙탈 부호화하여 에지의 열화를 제거한다.

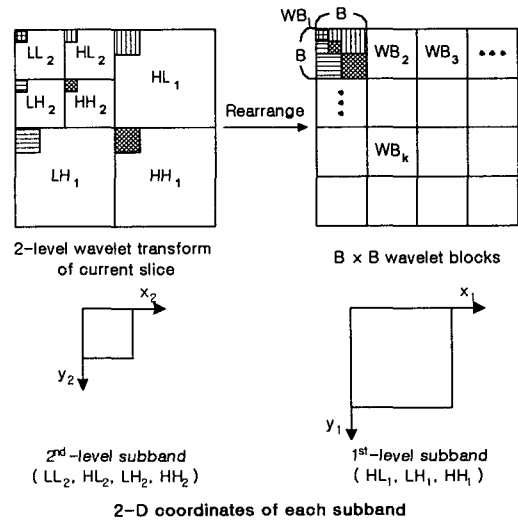


그림 2. 2계층 웨이브릿 블록

웨이브릿 변환 영역에서 움직임 보상 부호화와 프랙탈 부호화를 적용하기 위해 공간 영역에서 동일한 위치에 있는 웨이브릿 계수들을 모아서 m 개의 $B \times B$ 웨이브릿 블록, 즉 WB_1, WB_2, \dots, WB_m 으로 재배열한다. 재배열된 $B \times B$ 웨이브릿 블록에 대해 현재 슬라이스와 동일한 위치에 있는 이전 슬라이스의 웨이브릿 블록과의 평균 제곱 오차(mean square error, MSE)를 구한다. MSE가 임계값 이상이면 $B \times B$ 웨이브릿 블록에

대해 전역 탐색 블록 정합 알고리즘(full search block matching algorithm; FSBMA)을 이용하여 움직임을 추정하고 정합의 척도로 MSE를 사용한다. 제안된 움직임 추정 알고리즘은 현재 슬라이스의 웨이브릿 블록과 이전 슬라이스의 웨이브릿 블록간의 MSE가 최소가 되도록 하는 최상위 계층의 움직임 벡터 (v_x, v_y) 를 구하고, MSE는 식 (2)와 같이 구해진다.

$$\begin{aligned}
 &MSE(WB_k) \\
 &= \frac{1}{B \times B} \left[\sum_{i=1}^M \sum_{x_i=x_{i,k}}^{x_{i,k}+B/2^i-1} \sum_{y_i=y_{i,k}}^{y_{i,k}+B/2^i-1} \right. \\
 &\quad \left. \{HB_i^{cur}(x_i, y_i) \right. \\
 &\quad \left. - HB_i^{ref}\left(x_i + \frac{2^M}{2^i} \cdot v_x, y_i + \frac{2^M}{2^i} \cdot v_y\right)\right\}^2 \\
 &\quad + \sum_{x_M=x_{M,k}}^{x_{M,k}+B/2^M-1} \sum_{y_M=y_{M,k}}^{y_{M,k}+B/2^M-1} \{LL_M^{cur}(x_M, y_M) \\
 &\quad \left. - LL_M^{ref}(x_M + v_x, y_M + v_y)\right\}^2
 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $MSE(WB_k)$ 는 k 번째 웨이브릿 블록의 MSE를, B 는 블록의 넓이와 높이를 나타낸다. 그리고 고주파 부대역인 HL, LH, HH를 대표해서 HB로 표현하며, LL_M 은 최상위 계층의 저주파 부대역을 나타낸다. M 과 i 는 각각 계층의 수와 위치를 나타내며, $(x_{i,k}, y_{i,k})$ 는 k 번째 웨이브릿 블록에서 i 번째 계층 부대역의 초기 좌표를 나타낸다.

이렇게 구한 MSE값이 임계값보다 크면 슬라이스간의 상관성이 작다고 판단하고 $B \times B$ 웨이브릿 블록을 $B/2 \times B/2$ 웨이브릿 블록으로 분할한다. 분할된 $B/2 \times B/2$ 블록에 대해서도 위의 과정을 반복 수행하게 되며, 상관성이 작다고 판단 될 경우에 해상도가 가장 낮은 저주파 부대역에 대해서만 움직임을 추정하고 나머지 부대역에 대해서는 프랙탈 부호화를 실행한다.

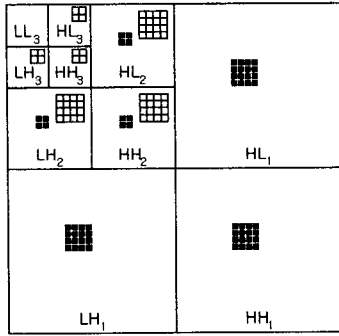


그림 3. 웨이브릿 변환 영역에서의 정의역 블록(백색)과 치역 블록(흑색)

프랙탈 부호화를 실행하기 위해 M 계층으로 웨이브릿 변환된 영상의 M 계층 저주파 부대역을 웨이브릿 변환하여 $(M+1)$ 계층 웨이브릿 변환 영역으로 분할한다.

프랙탈 부호화할 영역으로 분류된 M 계층의 고주파 부대역을 $n \times n$ 크기의 단위 블록으로 나누고 하위 계층으로 갈수록 상위 계층 블록 크기의 2배에 해당하는 단위 블록으로 나눈다. 그림 3에서 공간 영역의 동일한 블록에 대응되는 다른 부대역간의 웨이브릿 계수들을 묶은 이전에 복구된 부대역과 부호화할 부대역 내의 블록을 각각 정의역 블록 D_j 와 치역 블록 R_i^H 로 정의한다[9]. R_i 의 DC를 제외한 R_i^H 는 흑색 블록으로 표시되며, D_j 의 DC를 제외한 D_j^H 는 R_i^H 보다 한 계층 높은 고주파 부대역의 백색 블록으로 표시된다. 치역 블록의 정의역 블록에 대한 근사화는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 U(\widehat{R}_i - \overline{R}_i) &= s_i \cdot U(D_j - \overline{D}_j) \\
 \widehat{R}_i^H &= s_i \cdot D_j^H \Rightarrow \widehat{r}_i^p = s_i \cdot d_j^p, \quad (3) \\
 n \times n + 1 &\leq p \leq 4 \times (n \times n \times 2^M)
 \end{aligned}$$

여기서 \widehat{R}_i^H 는 R_i^H 의 근사화된 값을 나타내며, r_i 를 치역 블록, d_j 를 탐색중인 j 번째 정의역 블록이라 할 때, 스케일 인자 s_i 는 다음과 같다.

$$s_i = \frac{\sum_p \widehat{r}_i^p \cdot d_j^p}{\sum_p (d_j^p)^2}, \quad (4)$$

$$n \times n + 1 \leq p \leq 4 \times (n \times n \times 2^M)$$

웨이브릿 변환 영역에서 프랙탈 부호화로 전송할 고주파 웨이브릿 계수에 대한 code는 R_i^H 와 \widehat{R}_i^H 의 차승 오차인 다음 식을 최소로 하는 스케일 인자의 인덱스, 정의역 블록의 위치 정보이다.

$$\begin{aligned}
 E(R_i^H, \widehat{R}_i^H) &= \sum_p (r_i^p - s_i \cdot d_j^p)^2, \quad (5) \\
 n \times n + 1 &\leq p \leq 4 \times (n \times n \times 2^M)
 \end{aligned}$$

제안한 방법은 웨이브릿 변환영역에서 움직임 보상 부호화와 프랙탈 부호화를 이용하고, 오차 영상의 절대값을 SPIHT로 부호화한다. 수신측에서는 블록 정보, 움직임 벡터, 프랙탈 블록에서 정의역 블록의 위치 정보와 스케일 인자의 인덱스, SPIHT로 부호화된 오차 영상을 이용하여 보상한 웨이브릿 변환 영상을 합성하여 현재 전송된 프레임을 얻는다.

4. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법의 성능 평가를 위하여 실험 영상으로 256×256 크기의 256 명암도 값으로 양자화된 30장의 MR brain 영상을 사용하였다. 실험에서는 SPIHT와 제안한 방법과의 성능을 비교하였다.

제안한 방법에서는 기저 벡터가 중첩된 Adelson의 9 탭 QMF[10]를 사용하여 2계층의 다해상도 실험 영상을 획득하였다. 웨이브릿 변환된 영상에 대해 웨이브릿

블록을 구성하여 움직임 벡터를 추정하고 슬라이스간의 상관성이 작다고 판단되는 블록의 경우에는 저주파 부대역을 제외한 블록에 대해 프랙탈 부호화를 수행하였다. 프랙탈 부호화를 위해 2계층의 다해상도 영상을 3계층으로 분할하였으며, 움직임 추정시 탐색창의 크기는 4로, 프랙탈 부호화에 사용된 검색 영역은 8로 하였다. 또한, $B \times B$ 움직임이 있는 웨이브릿 블록과 움직임이 없는 웨이브릿 블록의 분류를 위한 임계값과 움직임 추정 블록을 $B \times B$ 로 할 것인지 $B/2 \times B/2$ 부블록으로 나누어야 하는지에 대한 임계값은 각각 20과 30으로, 블록의 크기인 B 는 16으로 하였다. 그리고, 프랙탈 부호화에 사용되는 2번째 계층 고주파 부대역의 단위 블록 크기는 2×2 로 하였다. 제안한 방법은 비트를 효율적으로 할당하기 위해서 가변 블록을 적용하므로 블록에 대한 부가 정보가 필요하다. 블록의 종류는 움직임이 없는 $B \times B$ 웨이브릿 블록, $B \times B$ 움직임 추정 블록, $B/2 \times B/2$ 움직임 추정 블록, 프랙탈 부호화 블록이다. 그리고 블록 정보, 움직임 벡터, 프랙탈에서 정의된 블록의 위치정보와 스케일 인자의 인덱스는 1차적용 산술 부호화기[11]를 사용하여 부호화하였다.

그림 4, 5의 결과로부터 제안한 방법보다 낮은 비트율에서 기존의 SPIHT 압축 방법보다 비트율에 대한 PSNR 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다. 또한, SPIHT보다 블러링 줄어 들고 에지가 선명하게 복구됨을 알 수 있다.

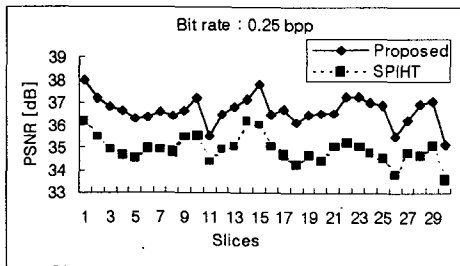


그림 4. 비트율에 대한 PSNR 성능비



(a) (b) (c)

그림 5. 0.25 [bpp]에서 brain28 영상에 대한 복원 영상
(a) brain28 영상 (b) SPIHT로 복원된 brain28 영상
(c) 제안한 방법에 의한 복원된 brain28 영상

5. 결론

본 논문에서는 슬라이스간의 상관성을 이용한 3차원 MR 영상의 효율적인 압축방법을 제안한다. 제안한 방법은 웨이브릿 변환 영역에서 웨이브릿 블록을 이용하

여 움직임 추정을 하고 블록간의 상관성이 크다고 판단되는 블록에 대해서는 움직임 추정 정보만 이용한다. 그러나 상관성이 작다고 판단되는 블록의 경우에는 해상도가 가장 낮은 최상위 계층의 저주파 부대역에 대해서만 움직임 추정을 하고 나머지 대역에 대해서는 프랙탈 부호화를 실행한다. 그리고 움직임 벡터와 프랙탈 부호화에 의해 복원된 슬라이스와 현재 슬라이스의 차인 오차 영상은 SPIHT로 부호화한다. 제안한 방법을 낮은 비트율에서 실험한 결과, 2차원 SPIHT에 비해 향상된 PSNR을 나타낼 뿐만 아니라 블러링이 줄어들어 객관적, 주관적 화질에서 우수하게 나타난다.

참고문헌

- [1] S. Wong, L. Zaremba D. Gooden, and H. K. Huang, "Radiologic image compression : A review," Proc. of the IEEE, Vol. 83, No. 2, pp. 194-219, 1995
- [2] 김진태, 장준필, 김동욱, 최중수, "웨이브릿 변환된 다해상도 영상을 이용한 계층적 움직임 추정," 대한전자공학회 논문지, 제 33권 B편, 제 8호, pp. 50-59, 1996
- [3] J. M. Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients," IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 41, No. 12, pp. 3445-3462, Dec. 1993
- [4] A. Said and W. A. Pearlman, "A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees," IEEE Trans. on Circuits and Syst. for Video Technol., Vol. 6, No. 3, pp. 243-250, June 1996
- [5] Y. Zhang, and S. Zafar, "Motion-compensated wavelet transform coding for color video compression," IEEE Trans. on Circuits and Syst. Video Technol., Vol. 2, No. 3, pp. 285-296, Sept. 1992
- [6] J. Jeon, and J. Kim, "On the hierarchical edge-based block motion estimation for video subband coding at low bit rates," SPIE Conf. on Visual Comm. and Image Processing, Vol. 2094, pp. 337-343, 1993
- [7] S. A. Martucci, I. Sodagar, and T. Chiang, "A zerotree wavelet video coder," IEEE Trans. on Circuits and Syst. for Video Technol., Vol. 7, No. 1, pp. 109-118, Feb. 1997
- [8] H. W. Park and H. S. Kim, "Motion estimation using low-band-shift method for wavelet-based moving-picture coding," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, No. 4, pp. 577-587, Apr. 2000
- [9] H. Krupnik, D. Mallah, and E. Karnin, "Fractal representation of images via the discrete wavelet transform," IEEE 18th Conv. of EE in Israel, Tel-Aviv, Mar. 1995
- [10] Markus Gross, Visual Computing, New York, Springer-Verlag, p. 160, 1994
- [11] Mark Nelson, The Data Compression Book 2nd ed., New York, M & T Books, pp. 153-200, 1996