

나무구조 벡터양자화 기반의 차분 인덱스 할당기법

정회원 한 중 기*, 준회원 정 인 철*

A Differential Index Assignment Scheme for Tree-Structured Vector Quantization

Jong-Ki Han* Regular Member, In-Cheol Jeong* Associated Member

요 약

가변길이 나무구조 벡터양자화기(VLTSVQ : variable-length tree-structured vector quantizer)를 기반으로 하는 영상 부호화 방식인 차분 인덱스(DI : Differential index) 할당기법을 제안하였다. 각 소스벡터는 VLTSVQ의 단말 노드로 양자화가 되어지고, 각 단말 노드는 유일한 이진 벡터로 표현된다. 제안한 방법은 영상의 화질은 유지하면서 압축률을 개선하기 위해 이웃하는 영상 블록들간의 상관성을 이용하였다. 모의실험을 통하여 제안한 방법이 기존 방법들에 비해 매우 높은 압축률을 보였으며, 화소간의 상관성이 높은 영상에 대해서는 63.2%의 발생 비트율 감소를 확인하였다. 그리고 영상내의 이웃블록들간 상관성이 커질수록 더 큰 비트율이 감소됨을 보였다. 제안한 부호화 기법은 일반적으로 이웃된 화소들간에 높은 상관성을 가진 MR(magnetic resonance)영상 부호화에 효율적으로 사용될 수 있다.

ABSTRACT

A differential index assignment scheme is proposed for the image encoding system in which a variable-length tree-structured vector quantizer is adopted. Each source vector is quantized into a terminal node of VLTSVQ and each terminal node is represented as a unique binary vector. The proposed index assignment scheme utilizes the correlation between interblocks of the image to increase the compression ratio with the image quality maintained. Simulation results show that the proposed scheme achieves a much higher compression ratio than the conventional one does and that the amount of the bit rate reduction of the proposed scheme becomes large as the correlation of the image becomes large. The proposed encoding scheme can be effectively used to encode MR images whose pixel values are, in general, highly correlated with those of the neighbor pixels.

I. 서 론

최근에 MRI와 CT(computered tomography)같은 의료영상 기술들의 사용이 증가하고 있다. 디지털 의료영상 작업에 있어서 어려움 중 하나는 각 영상 파일의 크기가 크다는 점이다. 현재 방법들(X-ray 영상 : 2Mbytes, CT 영상 : 1/2Mbytes)에 의해 만들어진 데이터의 크기는 기록과 검색등에 어려움을 주고, 이런 문제들은 영상의 수가 증가함에 따라 더욱 가중되어진다. 그러므로 의료영상 압축기술은 통

신 및 저장비용, 검색시간의 최소화를 위해 더욱 필요하게 된다.

지난 20년 동안, 다양한 무손실 및 손실 영상 부호화 방법들이 만들어져 왔다. 최근의 의료영상 부호화는 벡터양자화 기반의 부호화[1], 웨이블릿과 부대역 기반의 부호화[2], 변환 기반의 부호화[3][4][5], DPCM 기반의 부호화[6], 세그먼트 기반의 부호화[7] 방법들로 분류되어진다. 이러한 압축 방법들 중에서 나무구조벡터양자화(TSVQ)는 의료영상과 음성인식을 포함한 다양한 응용들에 효과적으로

* 세종대학교 정보통신공학과 멀티미디어 신호처리 연구실(hjk@sejong.ac.kr),
논문번호 : 020141-0328, 접수일자 : 2002년 3월 28일

사용되는 방법이다. 실제로 TSVQ는 순차적인 전송 특성을 필요로 하는 구현에 용이한 방법이며, 이미 의료영상 압축[8][9][10][11]에 성공적으로 적용되고있다.

다양한 TSVQ 방법들 중에서 BFOS(Beriman-Friedman-Olshen-Stone) 알고리즘[13]으로 생성된 PTSVQ(pruned tree structured vector quantizer)[12]는 LBGVQ(Linde-Buzo-Gray vector quantization)[14]보다 더 우수한 화질 및 압축률을 갖는다고 알려져 있다. 더욱 성능을 개선하기 위해 Riskin와 Gray[15]는 VLTSVQ를 만들었다. Riskin[10]은 의료영상 압축을 위해 가변비트율 벡터양자화를 사용하였는데, 이때 BFOS의 pruning 알고리즘을 세 가지 변형된 형태(pruned TSVQ, entropy-pruned TSVQ, entropy-constrained VQ)로 만들어 사용하였다. 최근에, Poggi와 Olshen[11]은 분할(segmentation)과 예측(prediction)을 같이 사용하는 pruned TSVQ를 제안하였다. Poggi[11]는 의료영상을 중요 데이터 부분과 상대적으로 작은 신호 부분으로 나눈 후, 중요 데이터 부분들에 예측적 PTSVQ를 적용하였다.

위의 기존 방법들은 모두 최적의 압축률을 얻기 위한 양자화방법들이다. 본 논문에서 제안된 DI 기법은 나무구조 양자화기의 단말 노드간의 상대적인 위치를 가변길이 이진벡터로 나타낼 수 있음을 보인다. 본 논문에서 차분 인덱싱 방법은 앞서 설명된 여러 가지 최적화 TSVQ[10][11][12][13][14][15]들에 적용될 수 있다. 제안하는 DI는 이전 단계의 단말 노드부터 현재 노드까지의 경로를 유한 상태 기계(finite-states machine)에 입력으로 사용하여 얻어진다. 제안된 인덱스 할당 알고리즘을 사용하더라도, 양자화과정에서 선택된 단말 노드들은 변화되지 않기 때문에 압축된 영상의 화질에 추가적인 열화는 없다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 TSVQ를 사용한 양자화과정과 기존의 인덱싱기법이 언급되었고, 제 3장에서는 제안된 DI 할당기법을 설명하였다. 제안된 인덱스벡터의 유일 복호화 특성은 제 4장에서 다루어졌다. 그리고, 제 5장은 제안된 인덱싱 기법의 모의실험결과를 보였고, 마지막으로 제 6장에서는 결론을 언급하였다.

II. VLTSVQ를 사용한 일반적인 부호화 기법

그림 1은 본 논문에서 고려하는 일반적인 가변길이 나무구조 벡터양자화기(VLTSVQ)를 나타내고

있다. 나무의 각 중간 노드로부터 분기되는 두 개의 가지들 중 왼쪽은 0, 오른쪽은 1로 표시하며, 각 노드는 $X(l, n)$ 로 하며 이는 깊이 l 의 n 번째 노드 ($0 \leq n \leq 2^l - 1$)에 위치한 K -차원의 벡터를 의미한다. $X(l, n)$ 의 왼쪽 자식노드와 오른쪽 자식노드에 각각 $X(l+1, 2n)$ 와 $X(l+1, 2n+1)$ 가 있으며, 단말 노드는 $X^T(l, n)$ 로 표현된다. 단말 노드 집합은 $\{X^T(l, n_j), 1 \leq j \leq N\}$ 으로 표현하며 여기서 N 은 단말 노드들의 수이다.

VLTSVQ를 이용하여 압축하려는 영상을 먼저 각각 $K (= B \times B)$ 화소들이 포함된 여러 블록들(일반적으로 $B \times B$ 의 사각형태)로 나눈다. 블록내의 화소값들은 K -차원 유클리드 공간(Euclidean space) R^K 에서 벡터 Y_i 로 표현된다. 소스벡터의 집합은 $\{Y_i, 1 \leq i \leq T\}$ 로 표현되며 여기서 T 는 소스벡터들의 개수이다. 소스벡터는 양자화 단계에서 단말 노드로 대체되어진다. 이 양자화과정에서 선택된 단말 노드는 루트로부터 선택된 단말 노드까지의 가지(branch)들 위에 쓰여진 라벨들의 모임인 가변길이 이진벡터로 표현된다. 이를 전통적인 인덱스(CI : Conventional index)라고 한다.

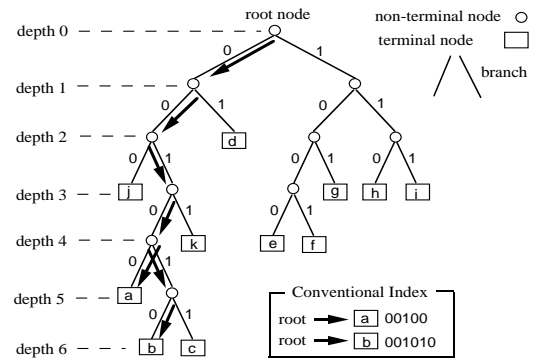


그림 4. 가변길이 벡터양자화 코드북과 기존의 인덱싱 기법

압축은 입력 벡터를 보내는 대신 선택된 단말 노드 벡터의 인덱스를 전송함으로써 이루어진다. 그림 1은 양자화 과정과 CI의 예를 보여준다.

III. 제안된 차분 인덱스(Differential Index) 할당기법

일반적인 부호책에서 다양한 특성을 가진 부호어

(codeword)들은 부호책에 임의로 산재되어진다. 그래서 가장 인접한 부호어들의 위치의 범위를 추측하는 것은 어렵다. 게다가 부호벡터들이 양자화과정에서 선택될 확률이 균등하다면, 부호벡터들의 엔트로피는 최대치인 $\log_2 N$ 이고 양자화기의 평균 비트발생률 $\log_2 N/K$ (bits per pixel)가 된다.

반면에 VLTSVQ는 부호벡터들의 발생확률에 반비례하여 부호벡터들에 가변 비트율을 할당한다. 즉, 부호기는 발생확률이 높은 영상의 영역의 데이터에는 적은 비트를 할당하고, 확률이 낮은 영역의 데이터에는 더 많은 비트를 발생시킨다. 이렇게 발생하는 비트율은 블록간의 상관성에 따라 더 많이 감소될 수 있다. 본 논문에서 제안하는 DI는 이웃한 영상블록들 사이에 존재하는 상관성을 이용함으로써, VLTSVQ에서 CI를 사용했을 때 보다 더욱 적은 비트율로 영상정보를 부호화할 수 있다.

제안된 부호화방식에서는 CI대신 현재 선택된 단말노드(부호벡터)와 이전에 선택된 단말노드간의 상대적인 위치를 표현하는 DI를 사용한다. 제안된 부호기는 이전에 선택된 이웃 부호벡터가 현재 선택된 단말노드와 가까울수록 적은 비트의 값을, 멀수록 더 많은 비트의 값을 발생시킨다. DI의 길이는 VLTSVQ의 단말 노드들간에 최단경로의 길이가 된다. 이 방식의 성능은 현재 선택된 부호벡터와 이전 단계에서 선택된 부호벡터사이의 상관성에 높게 의존한다. 만약 상관성이 매우 높다면 선택된 부호벡터들은 TSVQ 부호책의 일부 영역에 집중될 것이고 DI를 사용함으로써 발생비트의 수를 감소시킬 수 있다.

A. 시스템 구성

TSVQ부호책과 연계되어 사용되는 제안된 부호화 방식은 그림 2와 같이 표현된다. 소스벡터 Y_i 는 단말 노드 X^T 로 양자화 되고 그 과정은 다음과 같

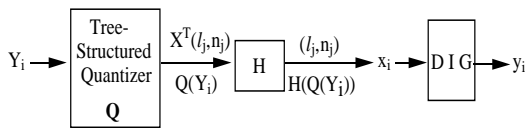


그림 2. 제안하는 부호화 시스템

이 쓸 수 있다.

$$Q(Y_i) \in \{X^T(l_j, n_j), 1 \leq j \leq N\}, \quad 1 \leq i \leq T. \quad (1)$$

그 때, 변환기 H 는 선택된 단말 노드 $Q(Y_i)$ 에서 단말노드의 위치정보 (l_j, n_j) 를 발생시킨다.

$$H(Q(Y_i)) = H(X^T(l_j, n_j)), \quad 1 \leq j \leq N \quad (2)$$

$$= (l_j, n_j), \quad 1 \leq j \leq N. \quad (3)$$

여기서 (l_j, n_j) 는 DI생성기(DIG : DI generator)의 입력데이터로 사용되고 식(4)와 같이 표현된다.

$$x_i \in \{(l_j, n_j), 1 \leq j \leq N\}, \quad 1 \leq i \leq T. \quad (4)$$

DIG에 유한 시퀀스 $x_1 x_2 \dots x_T$ 가 들어가면

$y_1 y_2 \dots y_T$ 가 출력된다. 출력인 차분인덱스(DI) y_i 가 x_i 와 x_{i-1} 의 관계에 따라 다양한 길이의 이진 벡터로 발생되므로 가변길이 부호화가 수행된다.

그림 3은 DIG의 블록다이어그램을 나타낸다. 이웃된 영상 블록들간에 상관성을 이용하기 때문에 이전의 입력 데이터 x_{i-1} 는 기준치로 사용된다. DIG함수 f 는 다음과 같이 표현된다.

$$y_i = f(x_{i-1}, x_i), \quad 1 \leq i \leq T \quad (5)$$

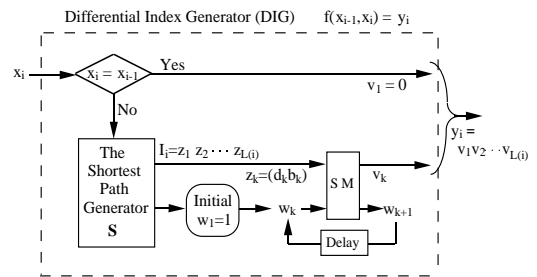


그림 3. DIG의 블록다이어그램

여기서 $x_0 = (l=0, n=0)$, 즉 루트(root)노드이다. 이웃된 두 소스영상블록들이 VLTSVQ에서 같은 단말 노드로 연속적으로 양자화 된다면, x_i 가 x_{i-1} 와 같게 되는데, 이 때 출력 인덱스 y_i 는 $v_1 = 0$ 인 1비트 벡터이다. 하지만 x_{i-1} 와 같지

않다면 최단경로생성기 S는 x_{i-1} 와 x_i 로부터 시퀀스

$I_i = (d_1 b_1)(d_2 b_2) \cdots (d_{L(i)} b_{L(i)}) = z_1 z_2 \cdots z_{L(i)}$ 을 생성하며 그 과정은 다음 식으로 표현한다.

$$I_i = S(x_{i-1}, x_i), \quad 1 \leq i \leq T \quad (6)$$

여기서 $L(i)$ 는 시퀀스 I_i 의 길이이다. I_i 는 (d_k, b_k) 들로 구성되고 여기서 d_k 는 다음 노드의 방향이다. 이 때 $d_k = +1, d_k = -1$ 은 각각 아래와 위쪽방향의 경로를 의미한다. 그리고 b_k 는 연결된 가지에 표시되어 있는 이진수 값이다.

S로 표현된 x_{i-1} 와 x_i 로부터 시퀀스 I_i 를 구하는 알고리즘은 표 1을 따른다. 표 1의 2단계에서는 단말 노드 (l_{i-1}, n_{i-1}) 와 (l_i, n_i) 에서 최단경로의 비단말 노드 (l^*, n^*) 을 찾는다. 여기서 $\lfloor x \rfloor$ 는 x 의 정수부분을 의미한다. 5단계는 (l_{i-1}, n_{i-1}) 에서 (l^*, n^*) 까지 상승경로를 나타내고 6단계에서는 (l^*, n^*) 에서 (l_i, n_i) 까지 하향경로를 나타낸다. 5단계를 마친 후에 A_1 와

B_1 은 각각 l^* 와 n^* 이 된다.

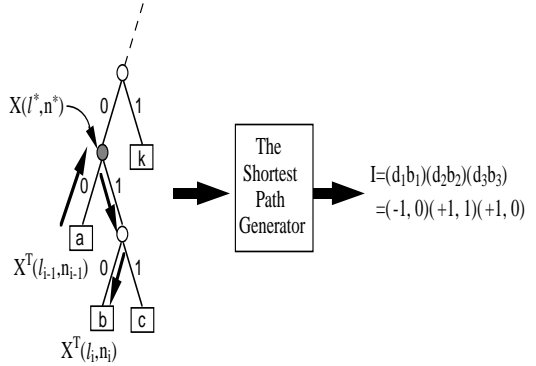


그림 4. 두 단말노드간의 최단 경로 정보의 예

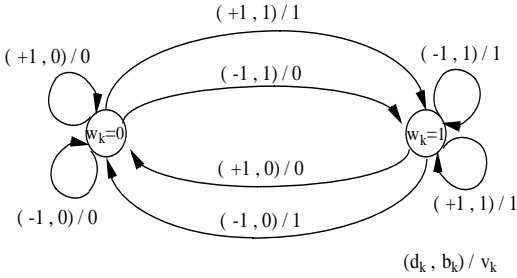
길이 $L(i)$ 은 x_i 와 x_{i-1} 사이의 관계로 결정되며 다음과 같이 표현된다.

$$L(i) = l_{i-1} - l^* + l_i - l^* \quad (7)$$

예를 들면, 그림 4는 두 개의 단말 노드간의 최단경로를 보였다. 여기서 VLTSVQ의 양자화과정에서 노드 a ($= X^T(x_{i-1})$)와 b ($= X^T(x_i)$)가

| | |
|--------|--|
| Step 1 | $A_1 = l_{i-1}, B_1 = n_{i-1}, A_2 = l_i, B_2 = n_i$ |
| Step 2 | If $A_1 > A_2$, then $A_1 = A_1 - 1$ and $B_1 = \lfloor \frac{B_1}{2} \rfloor$, else if $A_1 < A_2$, then $A_2 = A_2 - 1$ and $B_2 = \lfloor \frac{B_2}{2} \rfloor$, else if $A_1 = A_2$ and $B_1 \neq B_2$, then $A_1 = A_1 - 1, A_2 = A_2 - 1, B_1 = \lfloor \frac{B_1}{2} \rfloor, B_2 = \lfloor \frac{B_2}{2} \rfloor$, else if $A_1 = A_2$ and $B_1 = B_2$, then $l^* = A_1, n^* = B_1$, and goto Step 4. |
| Step 3 | Goto Step 2. |
| Step 4 | $A_1 = l_{i-1}, B_1 = n_{i-1}$. |
| Step 5 | FOR $k=1$ TO $k=l_{i-1} - l^*$. $d_k = -1, b_k = (B_1 \bmod 2)$. $A_1 = A_1 - 1, B_1 = \lfloor \frac{B_1}{2} \rfloor$. |
| Step 6 | FOR $k=l_{i-1} - l^* + 1$ TO $k=L(i)$. $d_k = +1, b_k = (\lfloor \frac{n_i}{2^{(l_i - A_1 - 1)}} \rfloor \bmod 2)$. $A_1 = A_1 + 1, B_1 = 2B_1 + b_k$ |

표 1. 두 단말노드간의 최단거리 경로를 찾아내는 알고리즘 S



(a) State Diagram of SM

| present state w_k | output v_k / next state w_{k+1} | | | |
|---------------------|-------------------------------------|-----------|-----------|-----------|
| | $z_k=(-1, 0)$ | $(+1, 0)$ | $(-1, 1)$ | $(+1, 1)$ |
| 0 | 0/0 | 0/0 | 0/1 | 1/1 |
| 1 | 1/0 | 0/0 | 1/1 | 1/1 |

(b) State Table of SM

그림 5. 상태기계의 상태 다이어그램과 상태표

순서대로 선택되었다고 가정하였다. 최단경로는 노드 a부터 b까지의 몇 개의 가지들로 구성되어진다.

III. 상태 기계(State Machine : SM)

상태 기계(SM)에 유한 시퀀스

$$I_i = (d_1 b_1)(d_2 b_2) \cdots (d_{L(i)} b_{L(i)}) = z_1 z_2 \cdots z_{L(i)}$$

가 들어가면 이진 비트 시퀀스 $y_i = v_1 v_2 \cdots v_{L(i)}$ 가 출력된다. 입력을 $z_k = (d_k, b_k)$ 라고 할 때, SM은 w_k 상태에서 v_k 라는 이진 값을 출력할 것이고 다음 상태인 w_{k+1} 로 될 것이다. 식은 다음과 같이 표현된다.

$$v_k = g(w_k, (d_k, b_k)), \quad k=1, 2, \dots, L(i) \tag{8}$$

$$w_{k+1} = h(w_k, (d_k, b_k)), \quad k=1, 2, \dots, L(i) \tag{9}$$

상태 w_k 가 $k-1$ 번째 입력의 이진값 b_{k-1} 로 설정 되면 식(9)는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$w_{k+1} = h(w_k, (d_k, b_k)) \tag{10}$$

$$= b_k \tag{11}$$

여기서 초기상태는 $w_1 = 1$ 로 한다.

SM의 함수 $g(w_k, (d_k, b_k))$ 와

$h(w_k, (d_k, b_k))$ 의 전반적인 설명은 그림 5의 상태 다이어그램과 표에서 나타내었다. SM의 모든 상태는 다른 상태에서 항상 도달가능하며 애매한 천이 없는 유한 상태 기계이다.

현재의 입력 z_k 는

$\{(-1, 0), (-1, 1), (+1, 0), (+1, 1)\}$ 가운데에서 한 값을 갖는다. 이 z_k 는 다음 값 z_{k+1} 와 그에 상응하는 출력 v_{k+1} 을 제한할 것이다. 그림 6에서 모든 입력 z_k 에 대하여 모든 가능한 다음 입력 z_{k+1} 와 상응하는 출력 비트 v_{k+1} 가 표시되어있다. 이 표에서는 세 번째, 네 번째의 두 경우에 대해 나무 다이어그램을 가지고 구체적인 설명을 하였다. 그림에서 현재의 입력이 $z_k = (-1, 1)$ 이면 가능한 다음 입력 z_{k+1} 은 각각 $(-1, 0), (+1, 0)$ 중 하나

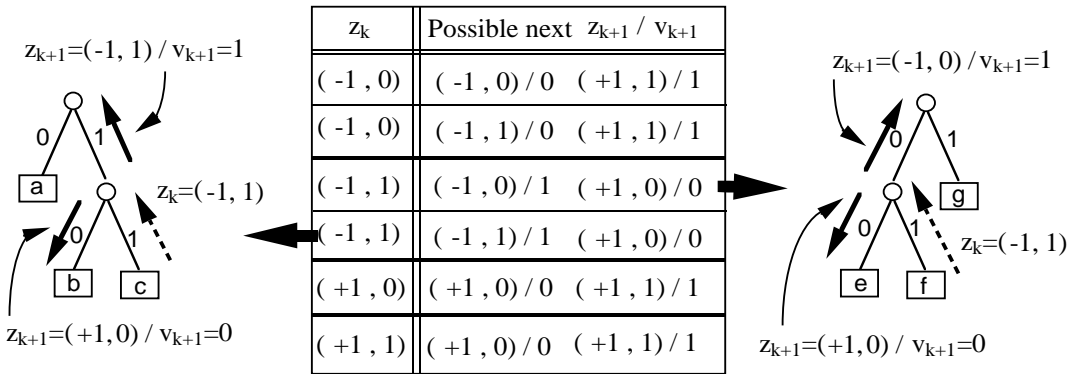


그림 6. 모든 입력 z_k 에 대한 발생가능한 다음단계입력 z_{k+1} 와 다음단계출력 v_{k+1}

가 되거나 또는 $(-1, 1), (+1, 0)$ 중 하나가 된다. 특정 한 입력 z_k^* 에 대한 가능한 다음 입력 z_{k+1} 의 수는

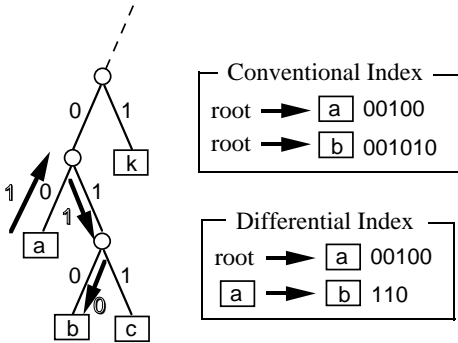


그림 7. CI와 DI의 비교예.

두 개이며, 이들 각각의 경우의 출력은 서로 다른 값을 갖는다.

그림 7은 CI와 DI에 의해 생성된 비트 수를 비교한 예이다. 이 그림에서, 첫 번째 영상 블록은 단말 노드 a로 양자화가 된다. 이 때, $y_1 = [00100]$ 가 저장된다. 그 다음 입력블록은 노드 b($=x_2$)로 양자화가 되며 $y_2 = [001010]$ 대신에 $y_2 = [110]$ 가 저장되어진다. 여기서 두 개의 노드 a($=x_1$)과 b($=x_2$)는 순서대로 선택되어진 단말 노드들이다. 이것은 제안된 DI가 CI보다 더 적은 비트값을 발생한다는 것을 보여준다.

IV. DI의 유일 복호가능성

SM을 포함한 DIG는 식(4)의 x_i 로부터 식(5)의 차분인덱스 y_i 를 출력한다. 이 절에서는 차분인덱스 y_i 의 유일 복호가능성을 몇 가지 정리 형태로 증명한다.

정리 1: DIG의 이전의 입력을 $x_p = (l_p, n_p)$

라고 할 때, x_p 부터 다른 모든 단말 노드까지의 경로는 다른 인덱스벡터로 표현된다. 즉, 다음의 식과 같은 관계가 있다.

$$x_i \neq x_j \Rightarrow y_i = f(x_p, x_i) \neq y_j = f(x_p, x_j). \quad (12)$$

증명: I_i 와 I_j 는 각각 $X^T(x_p)$ 부터 $X^T(x_i)$ 까지, $X^T(x_p)$ 부터 $X^T(x_j)$ 까지의 최단경로를 표현한다. 따라서, x_i 와 x_j 가 다른 단말 노드라면 I_i 와 I_j 가 다르게 된다.

$$x_i \neq x_j \Rightarrow I_i \neq I_j. \quad (13)$$

I_i 와 I_j 를 $I_i = z_{i1}z_{i2} \dots z_{iL(i)}$ 와 $I_j = z_{j1}z_{j2} \dots z_{jL(j)}$ 로 표현하고, 인덱스벡터 y_i 와 y_j 는 $y_i = v_{i1}v_{i2} \dots v_{iL(i)}$

와 $y_j = v_{j1}v_{j2} \dots v_{jL(j)}$ 로 정의하자. 만약, $y_i = y_j$ 라고 가정하면, $L(i) = L(j)$ 이고 아래식의 관계가 성립된다.

$$v_{ik} = v_{jk}, \quad 1 \leq k \leq L(i). \quad (14)$$

그리고 $X^T(x_p)$ 는 I_i 와 I_j 의 공통된 이전의 단말 노드이기 때문에

$$z_{i1} = z_{j1} = (-1, b) \quad (15)$$

가 된다. 그림 6은 $z_{i1} = z_{j1}$ 과 $v_{i2} = v_{j2}$ 이면 $z_{i2} = z_{j2}$ 임을 보이고 있다. 이 사실을 일반적으로 서술하면, $z_{ik} = z_{jk}$ 이고 $v_{i,k+1} = v_{j,k+1}$ 일 때 $z_{i,k+1} = z_{j,k+1}$ 의 관계가 성립한다. 그러므로, 만약 $y_i = y_j$ 라면, $z_{ik} = z_{jk}, 1 \leq k \leq L(i)$ 가 된다. 즉, $I_i = I_j$ 을 의미한다. 이 결과는 식(16)과 같이 표현된다.

$$y_i = y_j \Rightarrow I_i = I_j. \quad (16)$$

식(16)은 다음의 식(17)과 등가관계를 갖는다.

$$I_i \neq I_j \Rightarrow y_i \neq y_j. \quad (17)$$

식(13)과 식(17)을 이용하면 다음 관계를 유추할

수 있다.

$$x_i \neq x_j \Rightarrow y_i \neq y_j. \quad (18)$$

정리 2: 이전의 입력 $x_p = (I_p, n_p)$ 을 기준으로 생성되는 인덱스벡터들 중 어떠한 인덱스벡터도 또 다른 인덱스벡터의 prefix가 되지 않는다.

증명: 이전 단말 노드 x_p 로부터 서로 다른 단말 노드 x_i 와 x_j ($\neq x_i$)까지 경로를 표현하는 DI를 y_i 와 y_j 라고 하자. 만약 y_i 가 y_j 의 prefix라고 하면 $y_j = y_i R$ 인 관계를 갖는다. 이 때 R 은 임의의 길이로 표현되는 이진벡터이며 $L(i) \leq L(j)$ 이다. 이 때, R 의 길이가 영이면 $y_j = y_i$ 이며, 이는 정리 1의 결과인 $x_i \neq x_j \Rightarrow y_i \neq y_j$ 에 모순된다. R 의 길이가 영이 아닐 경우 $X^T(x_j)$ 은 그림 1에서 $X^T(x_i)$ 의 자식 노드가 된다. 이는 $X^T(x_j)$ 가 단말 노드가 아니라는 의미이므로 x_j 가 단말 노드라는 가정에 위배된다. 따라서, $L(i) \leq L(j)$ 이고 $x_i \neq x_j$ 이면 $y_j \neq y_i R$ 인 명제가 성립한다.

정리 1과 2로부터, x_i 는 이전의 복호화된 데이터 x_p 의 정보와 차분 인덱스벡터 y_i 로부터 유일하게 복호화될 수 있다.

V. 모의 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 차분 인덱싱(DI)기법의 비트율 감소 능력을 보기 위해 모의 실험을 실시하였다. Greedy growing 알고리즘[15]을 이용하여 제작한 VLTSVQ와 Poggi[11]가 제안한 방법으로 만든 PTSVQ를 대상으로 제안된 DI 방법과 기존의 CI 기법의 성능을 비교하였다. 이 과정에서, 40장의 MRI 영상들(512×512)이 훈련 영상(training images)으로 사용되었다. MRI영상의 각 화소는 12비트로 표현되어 있다. 압축된 영상의 왜곡은 침투치 신호 대 잡음비(PSNR)로 측정하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{4095^2}{MSE} \right) dB \quad (19)$$

여기서 MSE는 원래의 영상과 복호화된 영상사이의 평균 제곱 오차로 정의한다. 실험 영상은 훈련 영상들에 포함되지 않는 MRI영상이다.

그림 8은 발생 비트율의 비교결과이다. 수평축은 압축된 영상의 PSNR값을 나타내고, 세로축은 압축 과정에서 발생한 비트수를 bpp단위로 표현하였다. 그림에서, VLTSVQ[15] + CI와 VLTSVQ[15] + DI는 부호책 VLTSVQ[15]를 사용하여 MRI영상들을 양자화하고, 각각 제안된 DI와 CI로 양자화된 단말 노드들을 부호화한다. 또한, PTSVQ[11] + CI와 PTSVQ[11] + DI는 분할과 예측의 기술을 사용한 부호책 PTSVQ[11]를 이용하여 MRI영상들을 양자화

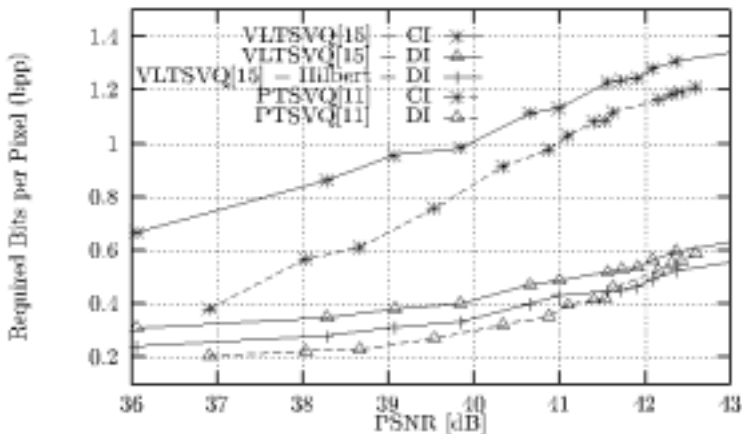


그림 8. MRI영상을 압축하기 위하여 CI와 DI를 사용했을 경우, 각각의 발생 비트량 비교

한다. VLTSVQ + Hilbert + DI는 연속되는 소스벡터들의 상관관계의 특성을 이용한 Hilbert 주사(scan)[17],[18]을 제안된 기법에 적용한 경우를 나타낸다.

모든 PSNR 범위에서 DI를 사용한 방법들이 CI

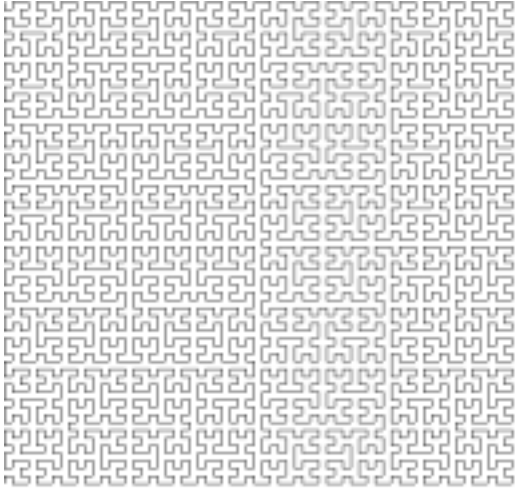


그림 9. Hilbert 주사 곡선.

를 사용한 경우보다 성능이 우수(발생비트율이 낮음)하다는 것을 볼 수 있다. 구체적으로는 PSNR=36.1 dB에서 VLTSVQ+CI는 0.68 bpp의 비트율을 발생시키는 반면, 제안하는 방법인 VLTSVQ+DI는 0.31 bpp를 발생시킨다. 제안하는 방법에 Hilbert scan을 추가로 이용한 VLTSVQ + Hilbert + DI 경우에는 0.23 bpp를 발생시키는 것을 확인할 수 있다. 이러한 발생 비트율 감소 효과는 PSNR이 증가할수록 커져서 PSNR= 42.1 dB에서는 1.28 bpp를 0.58 bpp까지 줄일 수 있게된다. 또한 VLTSVQ + DI방법에 의해 발생한 총 비트가 PTSVQ + CI의 것보다 매우 적다는 것을 확인할 수 있다. 이는 DI가 분할 및 예측 기법보다 비트율 감소에 더 효과적이라는 것을 의미한다. 그리고, 제안된 부호화 기법(DI)은 영상의 질에서 어떤 감소 없이도 압축율을 높일 수 있다.

그림 9는 공간상 모든 점들을 통과하는 가장 간단한 곡선 중 하나인 힐버트 곡선을 표현했다. 힐버트 주사로 연속적인 소스벡터들간의 유사성이 증가

되기 때문에, 그림 8에서 알 수 있듯이 DI의 성능은 이 주사방법으로 인해 더욱 개선되었다.

제안된 부호화의 대부분의 계산적인 복잡도는 소스벡터의 양자화과정과 DIG에 있다. i 번째 소스벡터 Y_i 와 $i+1$ 번째 소스벡터 Y_{i+1} 을 양자화하기 위해서는 $O(l_i)$ 와 $O(l_{i+1})$ 의 복잡도가 필요하다. 여기서, l_i 와 l_{i+1} 은 그림 1에서 $Q(Y_i)$ 와 $Q(Y_{i+1})$ 의 레벨(level)을 나타낸다. DI는 단말 노드 $Q(Y_i)$ 와 $Q(Y_{i+1})$ 사이의 최단경로를 따라 얻어지기 때문에 $Q(Y_i)$ 와 $Q(Y_{i+1})$ 사이의 DI를 얻기 위한 복잡도는 $O(l_i) + O(l_{i+1})$ 이며, $Q(Y_{i+1})$ 와 $Q(Y_{i+2})$ 사이의 DI계산의 복잡도는 $O(l_{i+1}) + O(l_{i+2})$ 로 근사화 할 수 있다. 그래서, DI를 사용한 제안된 부호화 방식의 복잡도는 기존 부호화의 약 3배정도가 된다.

DI의 성능이 소스 벡터들 Y_i 간의 상관도에 어떤 관계를 갖는지 알아보기 위하여, 다양한 상관도를 갖는 몇 장의 MRI영상들을 대상으로 실험을 실시하였으며, 그림 10과 같은 결과를 얻었다. 그림에서, 압축률이득은 식(20)과 같이 정의하였다.

$$G \triangleq \frac{L_{CI} - L_{DI}}{L_{CI}} \times 100[\%] \quad (20)$$

여기서 L_{CI} 와 L_{DI} 는 각각 CI와 제안된 DI를 이용하여 영상을 부호화할 때 발생하는 총비트수이다.

G 는 기존방법으로 발생하는 비트수 L_{CI} 에 대해 제안한 방법으로 감소되는 비트수 $(L_{CI} - L_{DI})$ 의 비율이다. 그림의 수평축을 표시하는 의료영상의 상관요소는 식(21)과 같이 정의한다. 여기서 Y_i 는 i 번째의 소스벡터이고 T 는 양자화 하려는 소스벡터들의 수이다. C_Y 는 한 장의 영상내에서 연속된 서브블록들간의 평균상관도이고, 이는 [16]에서 사용한 상관도를 변형해서 유도하였다. 그림 10에서 MRI영상들의 C_Y 의 값이 1.0에 가까운 것을 알 수 있다. 즉, 의료영상내에서 이웃된 블록들은 매우 높은 상

$$C_Y \triangleq \frac{T \sum_{i=1}^{T-1} Y_i Y_{i+1} - \left(\sum_{i=1}^{T-1} Y_i \right) \left(\sum_{i=1}^{T-1} Y_{i+1} \right)}{\sqrt{\left(T \sum_{i=1}^{T-1} Y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{T-1} Y_i \right)^2 \right) \left(T \sum_{i=1}^{T-1} Y_{i+1}^2 - \left(\sum_{i=1}^{T-1} Y_{i+1} \right)^2 \right)}} \quad (21)$$

관성을 가지고 있다. 모의실험은 각각의 블록크기가 2×2 ($K=4$)인 경우와 4×4 ($K=16$)인 경우로 설정하여 실행되었다. 그림 10 (a)의 image 9에서는 제안하는 기법인 DI를 사용함으로써 총발생 비트량의 63.2 %를 감소시킬 수 있음을 알 수 있다. 그림 10에서 알 수 있듯이 C_Y 가 증가함에 따라 압축률 이득 G 도 증가한다. 이것은 DI가 연속된 블록들간의 상관성이 증가할수록 더 효율적인 것을 의미한다. 그리고, 블록크기 K 가 증가할수록 C_Y 와 G 가 감소한다는 것을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문은 나무구조벡터양자화기를 이용한 양자화과정에서 선택된 단말노드를 효율적으로 표현하기 위해 차분 인덱스 할당기법(DI)을 제안하였다. 차분 인덱스 할당 기법은 양자화 과정에서 선택되는 단말 노드들의 위치가 근접하게 위치하는 현상을 이용하는 것으로써, 연속된 영상 블록이 구조적으로 가까이에 있는 단말노드들로 양자화 될수록 압축효율이 증가한다.

제안하는 알고리즘은 양자화과정에서 선택된 단말 노드를 효율적으로 표현하는 방법이기 때문에 추가의 화질 열화없이 압축률을 증가시킨다. 의료 영상을 대상으로 실시된 컴퓨터 실험을 통하여, 최대 63.2%의 발생 비트율 감소를 확인하였다. 이러한 압축률 증가 현상은 주위 화소간의 상관성이 높은 영상일수록 두드러짐을 컴퓨터 실험을 통해서 확인할 수 있었다.

지금까지 많은 연구가 압축률을 높이기 위한 코드북 제작 알고리즘을 제안하는 것들이었는데 반해, 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 앞서서 최적화하여 제작된 나무구조 벡터 코드북의 코드벡터를 표현하는 방법이다. 따라서, 지금까지 여러 연구자들에 의해서 제안된 다양한 나무구조 코드북에 본 논문에서 제안하는 차분 인덱싱 기법을 적용시켜 압축률을 향상시킬 수 있다.

참고문헌

[1] H. Lee, Y. Kim, E. A. Riskin, A. H. Rowberg, and M. S. Frank, "A predictive classified vector quantizer and

its subjective quality evaluation for X-ray CT images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 14, pp. 397-406, June 1995.

[2] J. Wang and H. K. Huang, "Medical image compression by using three-dimensional wavelet transform," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, pp. 547-554, Aug. 1996.

[3] J. D. Villasenor, "Alternative to the discrete cosine transform for irreversible tomographic image compression," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 12, pp. 803-811, Dec. 1993.

[4] Y.-Q. Zhang, M. H. Loew, and R. L. Pickholtz, "A combined-transform coding scheme for medical images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 11, pp. 196-202, June 1992.

[5] A. Ramaswamy and W. B. Mikhael, "A mixed transform approach for efficient compression of medical images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, pp. 343-352, June 1996.

[6] K. Chen and T. V. Ramabadran, "Near-lossless compression of medical images through entropy-coded DPCM," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 13, pp. 538-548, Sept. 1994.

[7] L. Shen and R. M. Rangayyan, "A segmentation-based lossless image coding method for high-resolution medical image compression," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 16, pp. 301-307, June 1997.

[8] P. C. Cosman, H. C. Davidson, C. J. Bergin, C. J. Tseng, L. E. Moses, E. A. Riskin, R. A. Olshen, and R. M. Gray, "Thoracic CT images: Effect of lossy image compression on diagnostic accuracy," *Radiology*, vol.

190, pp. 517-524, Feb. 1994.

[9] P. C. Cosman, C. Tseng, R. M. Gray, R. A. Olshen, L. E. Moses, H. C. Davidson, C. J. Berin, and E. A. Riskin, "Tree-structured vector quantization of CT chest scans: image quality and diagnostic accuracy," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 12, pp. 727-739, Dec. 1993.

[10] E. A. Riskin, T. Lookabaugh, P. A. Chou, and R. M. Gray, "Variable rate vector quantization for medical image compression," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 9, pp. 290-298, Sept. 1990.

[11] G. Poggi and R. A. Olshen, "Pruned tree-structured vector quantization of medical images with segmentation and improved prediction," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, pp. 734-742, June 1995.

[12] P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Optimal pruning with applications to tree-structured source coding and modeling," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 35, pp. 299-315, Mar. 1989.

[13] L. Breiman, J. H. Fredman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, "Classification and regression trees," in *Wadsworth Statistics/Probability Series*. Belmont, CA, 1984.

[14] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*. Norwell, MA: Kluwer, 1992.

[15] E. A. Riskin and R. M. Gray, "A greedy tree growing algorithm for the design of variable rate vector quantizer," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, pp. 2500-2507, Nov. 1991.

[16] P. Roos and M. A. Viergever, "Reversible interframe compression of medical images: A comparison of decorrelation methods," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 10, pp. 538-547, Dec. 1991.

[17] S. Kamata, M. Niimi, and E. Kawaguchi, "A method of making lookup tables for Hilbert scans," *IEICE Trans. Inform. Syst.*, vol. 79, pp. 249-251, Mar. 1996.

[18] S. Kamata, R. O. Eason, and E. Kawaguchi, "An implementation of the Hilbert scanning algorithm and its application to data compression," *IEICE Trans. Inform. Syst.*, vol. 76, pp. 420-428, Apr. 1993.

한 종 기(Jong-Ki Han)

정회원



1992년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학과 학사

1994년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학과 석사

1999년 2월 : KAIST 전기 및 전자공학과 박사

1999년 3월~2001년 8월 : 삼성전자 디지털 미디어 연구소 책임 연구원

2001년 9월~현재 : 세종대학교 정보통신 공학과 조교수

<관심분야> 음성/영상 처리 및 압축, 디지털 신호처리, 디지털 통신 시스템

정 인 철(In-Cheol Jeong)

준회원



2002년 2월 : 세종대학교 정보통신공학과 학사

2002년 3월~현재 : 세종대학교 정보통신공학과 석사과정

<관심분야> 영상처리 및 압축