

나무구조 벡터양자화를 위한 조건부 엔트로피 부호화기법

正會員 송 준 석*, 이 승 준*, 이 충 응*

A Conditional Entropy Coding Scheme for Tree Structured Vector Quantization

Jun Syug Song*, Seung Jun Lee*, Choong Ung Lee* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 영상의 나무구조 벡터양자화 (tree structured vector quantization, TSVQ)에 있어서 인접 구획간의 상관성을 효율적으로 활용하는 조건부 엔트로피 부호화기법을 제안한다. 제안하는 부호화 기법에서는 현재 구획의 TSVQ 인덱스가 이전 구획들의 TSVQ 인덱스들에 따라 적응적으로 산술부호화된다. 또한, 본 논문은 조건부 엔트로피 부호화시 흔히 발생하는 많은 메모리 요구 문제를 해결하기 위한 방법도 제시한다. 실험을 통해 제안하는 방법이 구획간의 선형 및 비선형적인 상관성을 충분히 활용함으로써 매우 우수한 비트율 감축성능을 나타냄을 보인다.

ABSTRACT

This paper proposes an efficient lossless coding scheme for tree structured vector quantization (TSVQ) system which efficiently exploits inter-block correlation. The TSVQ index of the current block is adaptively arithmetic-encoded depending on the indices of the previous blocks. This paper also presents a reduction method, which effectively resolve the memory problem which usually arises in many conditional entropy coding schemes. Simulation results show that the proposed scheme provides remarkable bitrate reduction by effectively exploiting not only linear but also non-linear inter-block correlation.

I. 서 론

벡터양자화 (vector quantization, VQ)는 영상신호의 표본값의 상관성을 활용하여 효과적으로 양자화를 수행할 수 있는 방법으로서 널리 사용되어 왔다. 이러한 VQ 시스템에 있어서, VQ 인덱스의 확률분포와 VQ 구획간의 상관성을 활용할 수 있는 무손실 부

*서울대학교 전자공학과
論文番號:96311-0930
接受日字:1996年 9月 30日

호기를 도입한다면 복원왜곡의 증가없이 평균비트율을 더욱 감소시킬 수 있다. VQ 구획간의 상관성을 활용하는 가장 대표적인 방법 중의 하나는 고차 엔트로피 부호기를 도입하는 것이다. 고차 엔트로피 부호기는 이전 VQ 구획들의 인덱스들에 의해 정의되는 ‘부호기 상태’ (encoder state)에 따라 서로 다른 엔트로피책 (entropy table)¹을 사용하여 현재 구획의 VQ 인덱스를 부호화한다. 이러한 방법은 0차 엔트로피 부호화방법에 비해 높은 압축율을 제공할 수 있지만, 부호기 상태의 수 (N_s)만큼의 엔트로피책을 부호기 및 복호기에 보유하고 있어야 하며, 따라서 N_s 가 커질수록 요구되는 메모리의 양도 비례해서 커지게 된다. 구획간의 상관성을 이용하면서도 이러한 메모리 문제를 해결할 수 있는 여러 기법들이 최근에 제안되어 왔다. 그 대표적인 예로는, 번지 VQ (address VQ)⁽¹⁾⁽²⁾나 동적 인덱스할당(dynamic index mapping)⁽³⁾등을 들 수 있다. 그러나 이러한 방법들은 메모리 문제를 어느 정도 해결하는 대신, 그 대가로 많은 계산복잡도 (computational complexity)를 요구하게 된다.

한편, 스칼라양자화 (scalar quantization)를 수행하는 시스템에서도 고차 엔트로피부호화는 널리 사용되어 왔다. JPEG 무손실 부호화에서 DPCM 오차값의 부호화방법이 그 대표적인 예라고 할 수 있다⁽⁴⁾. 이러한 응용에서는 소위 ‘조건부문맥의 양자화’ (quantization of conditioning context, QCC) 및 ‘주요문맥의 양자화’ (quantization of primary context, QPC)를 통해 요구되는 메모리를 효과적으로 감소시킨다. 본 논문에서는 이러한 QCC 및 QPC의 원리를 VQ 시스템에 도입할 수 있는 방법을 제안한다. 이를 위하여 부호책의 구조에 제한이 없는 표준 VQ (standard VQ or unstructured VQ)대신 QCC 및 QPC의 원리에 적합한 나무구조 VQ (tree structured VQ, TSVQ)를 이용한다.

다음절에서는 표준 VQ시스템에서 고차엔트로피 부호화를 적용할 때 발생하는 문제점과 TSVQ가 도입되는 원리를 설명하며, III절에서는 제안하는 TSVQ의 조건부 엔트로피 부호화 방법을 소개한다. IV절에서는 모의실험을 통해 제안하는 시스템의 성능을 평가하며, 마지막 절에서 결론을 맺는다.

II. 벡터양자화 시스템에서의 고차엔트로피 부호화

VQ를 위한 고차엔트로피 부호화시스템에서는 현재구획의 VQ인덱스를 부호화하기 위해서 부호기 상태에 따라 어떤 엔트로피책이 사용되어야 할 것인지 결정된다. 이때 부호기 상태 (s)는 일반적으로 그림 1과 같이 왼쪽구획의 인덱스 X_L 과 위쪽구획의 인덱스 X_U 에 의해 정의되어진다. 따라서 VQ 부호책의 크기가 N_{cb} 인 경우, 최대 N_{cb}^2 개의 서로 다른 부호기 상태가 정의될 수 있으며, 이와 같이 부호책내의 모든 부호 벡터들이 부호기 상태 생성을 위해 사용되어진다면, 부호기와 복호기는 N_{cb}^2 의 엔트로피책을 보유하고 있어야 한다.

또한, VQ 부호책의 각 부호벡터들에 대해 서로 다른 가변길이부호 (variable length code)를 할당하는 방식을 도입한다면, 각 엔트로피책의 크기 N_e 는 N_{cb} 가 된다². 그런데, 조건부엔트로피 부호화를 위해 요구되는 총 메모리의 양 (M)은 부호기 상태의 수 N_s 와 엔트로피책 크기 N_e 의 곱으로 표현될 수 있으므로, 어떠한 메모리 감축기법도 도입하지 않는 경우 메모리 요구량은 다음과 같다.

$$M \equiv N_s \cdot N_e = N_{cb}^3$$

이와 같이 부호기내의 “모든” 부호벡터들이 (i) 부호기 상태를 정의하기 위해 사용되고 (ii)서로 다른

1 엔트로피책은 허프만 부호화의 경우 허프만부호책 (Huffman codebook), 산술부호화의 경우 확률 추정표(probability estimate table)에 해당된다.

2 허프만 부호화의 경우 엔트로피책의 크기는 부호책내에 저장되어 있는 가변길이 부호의 개수로 정의된다. 그리고, 산술 부호화의 경우에는 모든 부호벡터들이 동일한 일련의 이진판정방법 (binary decision method)을 따르고, 각 이진 판정에 대해서로 다른 주요문맥 (primary context)을 사용해 이진 산술부호화한다는 것을 가정한다. 여기서 엔트로피책의 크기는 주요문맥의 개수로 정의될 수 있고, 그 크기는 허프만 부호책의 가변길이 부호의 개수보다 하나 적은 값으로서, 본 논문에서는 주요문맥의 수가 어느정도 크다고 가정하여 엔트로피책의 크기 N_e 를 허프만 부호화과 산술부호화에 대해 구분없이 사용하기로 한다 (산술부호화에 관한 자세한 내용은 참고문헌 6, 7를 참조).

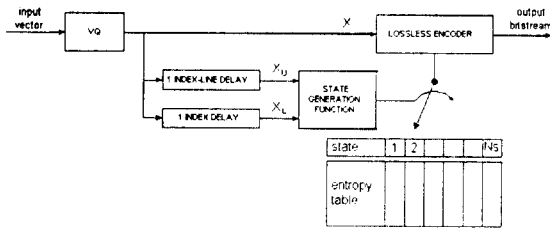


그림 1. VQ 인덱스의 고차엔트로피 부호화 시스템의 블록도
Fig. 1 Block diagram of high-order entropy coding system for VQ

각각의 가변길이 부호를 갖는 경우, 요구되는 메모리의 양은 N_{cb} 의 세제곱에 비례하여 증가하게 되므로, 이러한 방법은 N_{cb} 가 아주 작은 경우를 제외하고는 하드웨어 구현시에 기대되는 성능에 비해 비용면에서 비효율적이 되거나 현실적으로 구현불가능 할 수도 있다. 따라서 성능저하를 최소로 유지하면서 부호기 상태의 수와 엔트로피 책의 크기를 감소시키는 방법이 요구된다.

스칼라 값을 무손실 부호화하는 시스템에서는 아래의 두 가지 방법을 이용해 간단하면서도 효과적으로 성능의 큰 저하없이 메모리복잡도 (memory complexity)를 낮출 수 있다.

- 조건화문맥의 양자화 (quantization of conditioning context, QCC): 조건화에 사용되어지는 주변 화소값들 (조건화문맥)을 균일양자기⁽⁵⁾ 또는 비균일양자기⁽⁴⁾등으로 양자화하여 전체 부호기 상태의 수를 감소시킨다. 예를 들어, 256 단계의 밝기를 갖는 영상에서 왼쪽 화소와 윗 화소가 조건화문맥으로 사용되어 지고, 스텝크기 (step size)가 16인 균일 양자기가 QCC를 위해 사용되는 경우, 부호기 상태의 수는 $256 \cdot 256 = 65536$ 에서 $16 \cdot 16 = 256$ 으로 줄게 된다.
- 주요문맥의 양자화 (quantization of primary context, QPC): 가능한 현재 화소값들 (주요문맥)을 위해 개별적인 가변길이 부호를 할당하는 것이 아니라, 동일한 양자화 구간 (또는 클래스)에 속하는 화소값들에게 동일한 가변길이 부호를 할당하고, 그 안의 각 화소값을 구별하기 위해 고정길이 부호를 할당하는 방법 또는 그와 유사한 방법으로 엔트로피 부호책의 크기를 줄일 수 있다⁽⁴⁾.

그러나, 표준 VQ 시스템에서는 이전 구획의 VQ 인덱스의 양자화된 값들이 현재의 VQ 인덱스를 부호화하기 위해 좋은 조건화 문맥을 제공해주지 못하기 때문에 QCC방법을 표준 VQ 시스템에 직접 적용하는 것은 좋은 방법이 되지 못한다. 또한 표준 VQ에서는 부호책내의 부호벡터들의 확률분포가 영상에 따라 크게 달라지므로, QPC방법에서 가변길이부호화를 위한 양자화 구간을 정하는 것이 쉽지 않게 된다.

본 논문에서는 VQ 시스템의 고차엔트로피 부호화를 효율적으로 실현하기 위해서 TSVQ를 도입한다. TSVQ에서는 부호책나무 (codebook tree)의 중간절점 부호어 (internal-node-codeword)들을 최종일 부호어 (final-leaf-codeword)들의 양자화된 값으로 볼 수 있다. 즉, TSVQ는 그 연속근사 (successive approximation)의 속성으로 인해 QCC 및 QPC에 매우 적합하다고 볼 수 있다. 다음절에서는 TSVQ에서 QCC 및 QPC의 원리를 실현하는 구체적인 방법에 대해서 설명하기로 한다.

Ⅲ. 나무구조 벡터양자화 인덱스의 조건부엔트로피 부호화

제안하는 TSVQ 인덱스의 조건부엔트로피 부호화 시스템에서는 현재 구획의 TSVQ 인덱스가 왼쪽구획과 위쪽구획의 TSVQ 인덱스들에 의해 조건화된다. 이때 요구되는 메모리의 양을 감소시키기 위해 부호책나무와 뿌리(root)가 같은 2개의 부속나무 (subtree)를 정의한다. 하나는 QCC를 위한 ‘조건화 나무’ (conditioning tree)이고, 다른 하나는 QPC를 위한 ‘VLC 나무’ (variable length coding tree)이다.

1. 조건화 나무

그림 2의 나무구조에서 부호책 나무와 뿌리가 같은 ‘조건화층’ (conditioning layer)을 나무의 잎 (leaf)로 갖는 조건화나무를 구성할 수 있다. 이 조건화 나무를 이용해 이전의 (왼쪽 또는 위쪽의) TSVQ 부호벡터의 경로 (TSVQ 인덱스의 이진표현)가 조건화 나무의 어느 잎을 지나는가 탐색할 수 있고, 이 결과로부터 조건화에 사용되는 TSVQ 부호벡터들을 양자화하는 효과를 얻을 수 있다. 즉, 조건화 나무는 주변 TSVQ 부호벡터를 양자화함으로써 “부호기 상태의 수”를

감소시키는 QCC의 효과를 얻기 위해 사용된다. 조건화 나무의 잎의 수를 N_c 라 할 때 이로부터 생성되는 부호기 상태의 가지수는 $N_s = N_c^2$ 이 된다. $N_{cb} = 12$ 인 불균형 TSVQ (unbalanced TSVQ) 부호책 나무에서 정의된 $N_c = 3$ 인 조건화 나무의 한 예를 그림 2에 나타내었다. 여기서 N_{cb} 는 부호책의 최종 잎 부호어의 개수이다. 이때 부호기 상태의 수는 $12 \cdot 12 = 144$ 에서 $3 \cdot 3 = 9$ 로 감소하게 된다.

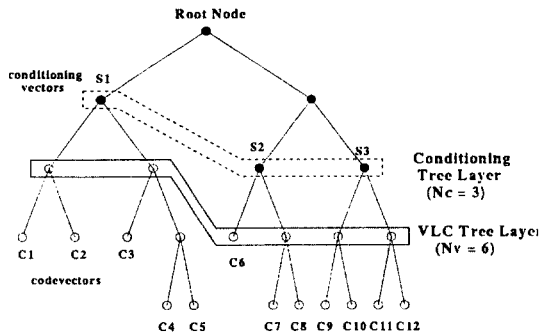


그림 2. 조건화 나무와 VLC 나무의 예 ($N_{cb} = 12$, $N_c = 3$, $N_v = 6$)

Fig. 2 An example of conditioning tree and VLC tree ($N_{cb} = 12$, $N_c = 3$, $N_v = 6$)

2. VLC 나무

조건화 나무의 경우와 마찬가지로 부호책나무의 부속나무로서 그림 2의 VLC 층 (variable length coding layer)을 나무의 잎으로 갖는 VLC 나무를 구성할 수 있다. 이 VLC 나무를 이용해 현재의 TSVQ 부호책의 VLC 층까지의 경로표현은 가변길이 부호형태로, 그 이후부터 부호책의 마지막 층까지의 경로표현은 고정길이 부호형태로 부호화한다면, 허프만 부호의 경우 가변길이부호저장을 위해, 산술 부호화의 경우 주요문맥의 확률추정을 위해 요구되는 메모리의 양을 줄일 수 있다. VLC 나무는 TSVQ 부호책의 경로를 엔트로피 부호화할 때 유사한 부호책들이 동일한 가변길이부호를 사용할 수 있도록 양자화를 수행하여 “엔트로피책의 크기”를 감소시키는 QPC의 효과를 위해 사용된다. VLC 나무의 잎의 수를 N_v 라 하면, 엔트로피책의 크기 $N_e = N_v$ 가 된다. 그림 2에서 $N_v = 6$ 인 경우 엔트로피책의 크기는 12에서 6으로 감소하게 된다.

3. TSVQ 인덱스의 산술부호화

제안하는 방법에서는 TSVQ 인덱스의 엔트로피 부호화를 위해서 산술부호화를 사용하였다. 일반적으로 다치심볼 (multi-level symbol)을 산술 부호화하기 위해서는 부호화이전에 이진 판정(binary decision)이 수행되어야 하지만⁽⁶⁾, 이진 TSVQ (binary TSVQ)의 인덱스는 이미 이진값으로 구성되어 있으므로 이진 판정이 불필요하다 (TSVQ에서 임의의 인덱스는 뿌리로부터 잎까지의 경로로서 표현될 수 있고, 이진 TSVQ의 경우 그 경로는 일련의 이진값들로 나타내어 지므로 별도의 이진 판정이 불필요하다). VLC 나무의 내부의 절점 (node)에서의 판정은 “주요문맥”이라 불리는 개별적인 문맥을 이용하여 부호화되고, VLC 나무이후의 판정들은 단일문맥 (single context)에 의해 부호화되며 이후 조건화과정에서도 영향을 받지 않도록 하여 고정길이 부호화와 유사한 효과를 얻는다. VLC 나무에서의 각 주요문맥은 왼쪽과 위쪽 구획의 조건화 나무에 의해 양자화된 인덱스로부터 얻어지는 부호기 상태값에 따라 조건화 문맥들의 집합으로 세분화된다. 따라서, TSVQ 인덱스의 VLC 나무의 내부에서의 경로값들은 조건화문맥에의해 세분화된 주요문맥으로 부호화되고 그 이후의 경로들은 단일문맥에 의해 부호화된다.

예를들어 그림 2에서 부호화할 현재의 부호벡터가 c_4 라면 이것의 이진인덱스는 0110 이된다. 그리고, 왼쪽과 위쪽의 부호벡터가 각각 c_1 과 c_6 라면, 이것에 의한 조건화 벡터 (contitioning vector)는 각각 s_1 과 s_2 가 된다. c_4 의 인덱스경로는 VLC 나무의 내부에 속하는 경로 (01)과 그 이후의 경로 (10)으로 분리된다. 여기서, 처음 2비트 (01)의 각각의 비트는 s_1 과 s_2 에 의해서 생성되는 부호기 상태값 $s = (s_1, s_2)$ 와 각 비트의 판정을 위한 해당 절점의 주요문맥의 조합으로부터 만들어진 문맥에 의해 부호화된다. 나머지 2비트 (10)은 조건화와 부호화깊이에 상관없이 단일 문맥에 의해 부호화된다.

IV. 실험결과

실험에서 VQ구획의 크기는 4×4 로 설정하였고, TSVQ 부호책은 greedy tree growing 방법⁽⁸⁾⁽⁹⁾으로 성장(growing)시킨후 GBFOS (generalized BFOS) 방법

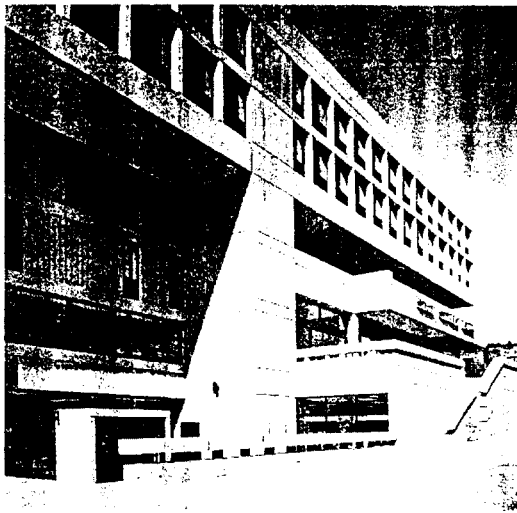
(8X10)으로 가지치기(pruning)하여 설계하였다. 여기서 부호책 설계를 위한 훈련신호들은 12개의 USC영상들로부터 구성되었고, 부호기평가를 위해 고비트율 부호책 (0.8 bpp 부호책)으로부터 최적 가지치기하여 엔트로피 부호화 과정이 없는 평균비트율이 대략 0.2~0.5 bpp 범위에 속하는 6개의 부속나무부호책

(subtree codebook)을 선택하였다. 부호기평가를 위해서 사용된 시험영상들은 그림 3에 나타낸 것과 같이 512×512 크기의 LENA, BANK와 BRIDGE 영상으로 훈련신호에 포함되지 않은 것들이다. 실험은 크게 2가지로 나누어 행해졌다. 그 하나는 주어진 TSVQ 시스템에서 제안하는 조건부 엔트로피 부호화 방법의 '비트율 감축성능'을 평가하기 위한 것이며, 다른 하나는 제안하는 VQ 시스템의 'VQ 구획간 상관성의 이용 효율성'을 평가하기 위한 것이다.

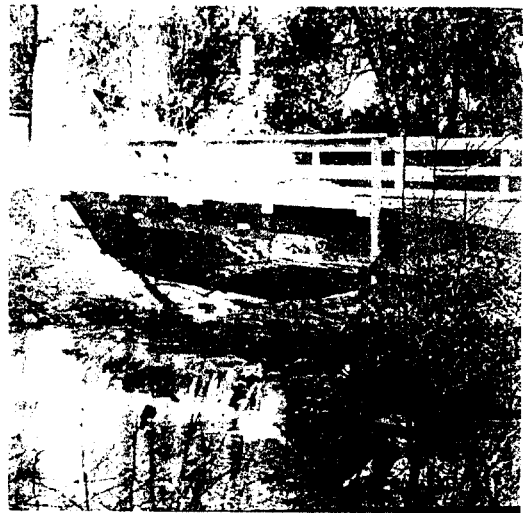
우선 표 1은 영상의 특성이 상이한 LENA 영상과 BRIDGE 영상에 대해 제안하는 부호화방법의 비트율 (B_{110})을 엔트로피 부호화과정 없는 TSVQ의 비트율 (B_{NE}) 및 0차 엔트로피 부호화 (zeroth order entropy coding)의 비트율 (B_{Z0})과 비교한다. 여기서 0차 엔트로피 부호화의 비트율은 부호책 나무내의 모든 내부절점에 다른 주요문맥을 할당하고, 이렇게 형성된 하나의 엔트로피책만을 이용하여 현재의 TSVQ 인덱스를 산술부호화한 결과이다. 이때 0차 엔트로피 부호화를 위한 엔트로피책의 크기는 VQ 부호책 나무에서 잎의 수 (N_{leaf})³와 같게 된다. 제안하는 부호화 방법



(a)



(b)



(c)

그림 3. 시험영상들 : (a)LENA, (b)BANK, (c)BRIDGE.
Fig. 3 Test images: (a)LENA, (b)BANK, and (c)BRIDGE.

³ N_{node} 와 N_{leaf} 는 항상 다음과 같은 관계를 만족한다.

$$N_{leaf} = (N_{node} + 1)/2.$$

에서는 0차 엔트로피 부호화에서와 거의 같은 크기의 메모리를 사용하도록 조건화 나무와 VLC 나무의 크기를 정하여 같은 메모리 복잡도에 대해 비교를 할 수 있도록 하였다 (즉, $M = N_c^2 \cdot N_v \approx N_{leaf}$). 표 1에서 G_1 은 제안하는 방법의 엔트로피 부호화가 없는 경우에 대한 이득을, G_2 는 0차 엔트로피 부호화에 대한 이득을 백분율로 나타낸 것이다.

표 1. LENA 영상과 BRIDGE 영상에 대한 제안하는 TSVQ 인덱스의 조건부엔트로피 부호화와 다른 부호화 방법의 성능비교.

Table 1. Performance comparison of the proposed conditional entropy coding method and other coding methods of TSVQ indices for LENA image and BRIDGE image.

N_f : the number of leaves within the codebook
 B_{NE} : average bitrate without entropy coding
 B_{ZO} : average bitrate with zeroth order arithmetic coding
 B_{HO} : average bitrate with high-order arithmetic coding
 G_1 : gain of the proposed method over the method without entropy coding

$$G_1 = \frac{(B_{NE} - B_{HO})}{B_{NE}} \times 100$$

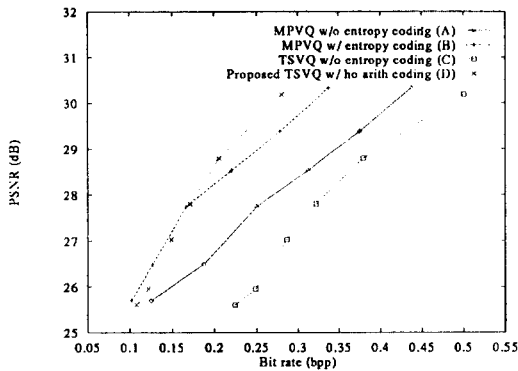
G_2 : gain of the proposed method over the 0th order entropy coding

$$G_2 = \frac{(B_{ZO} - B_{HO})}{B_{ZO}} \times 100$$

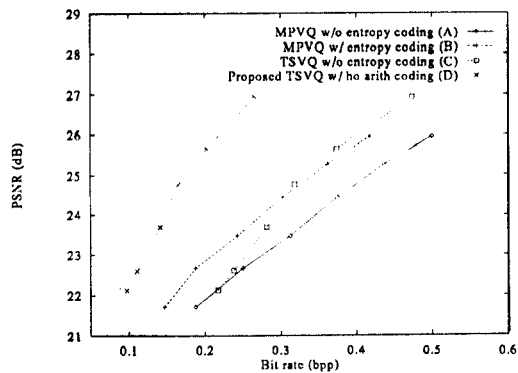
Image	N_{leaf}	B_{NE} (bpp)	B_{ZO} (bpp)	B_{HO} (bpp)	G_1 (%)	G_2 (%)
LENA	515	0.2244	0.1822	0.1076	52.1	41.0
	1018	0.2489	0.1980	0.1218	51.0	38.5
	2033	0.2864	0.2280	0.1490	48.0	34.6
	4077	0.3225	0.2518	0.1716	46.8	31.9
	8194	0.3791	0.2878	0.2058	45.7	28.5
	16382	0.5000	0.3632	0.2803	43.9	22.8
BRIDGE	515	0.2185	0.1720	0.1284	41.2	25.4
	1018	0.2484	0.1977	0.1539	38.0	22.1
	2033	0.3017	0.2433	0.1981	34.4	18.6
	4077	0.3543	0.2872	0.2416	31.8	15.9
	8194	0.4267	0.3493	0.3046	28.6	12.8
	16382	0.5876	0.4955	0.4510	23.2	9.0

표 1에서 알 수 있듯이 제안하는 방법은 다양한 부호화 크기와 2가지 영상에 대해 다소 차이는 있지만 이득 G_1 과 G_2 가 전체적으로 큰 양의 값을 나타냈는데, G_2 의 경우 LENA에 대해 22.8% 41%, BRIDGE 영상에 대해 9% 25.4%를 나타내어 비슷한 부호화의 복잡도에 대해서 제안하는 방법의 성능이 0차 엔트로피 부호화의 경우보다 훨씬 우수함을 알 수 있었다. 부호화의 크기가 작을수록 이득 G_1 과 G_2 는 크게 나타났는데, 이는 제안하는 조건부엔트로피 부호화방법이 저전송을 부호화 시스템에서 더욱 효과적이라는 것을 말해주고 있다. 같은 부호화 크기에 대해서는 영상이 덜 복잡한 LENA 영상이 BRIDGE 영상에 비해 더 높은 이득을 보이고 있다. 그러나, 복잡한 에지(edge)성분 및 텍스처(texture)성분을 많이 포함한 BRIDGE 영상에 대해서도 G_1 이 최소 23% 이상, G_2 가 최소 9% 이상의 이득을 나타내어 제안하는 방법이 구획간의 상관성이 적은 영상에 대해서도 큰 성능 향상을 유지하고 있음을 보여준다. 제안하는 방법의 이러한 장점은 다음 실험결과를 통해서 더욱 명확히 나타난다.

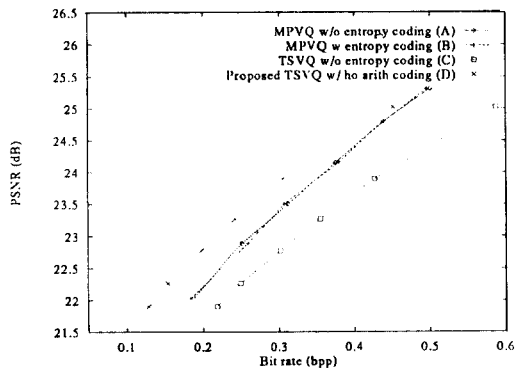
그림 4에서는 VQ구획의 상관성을 활용하는 다른 VQ기법 중 하나인 평균예측 VQ (Mean Predictive VQ, MPVQ)⁽¹¹⁾의 비트율-PSNR 성능을 세가지 다른 영상 LENA, BANK, BRIDGE에 대해 제안하는 방법의 성능과 비교하였다. 그래프에서 A는 엔트로피 부호화 없는 MPVQ의 성능이고, B는 MPVQ 인덱스를 엔트로피 부호화한 결과, C는 엔트로피 부호화 없는 TSVQ의 결과, 그리고 D는 제안하는 조건부 엔트로피 부호화방법에 의해 TSVQ 인덱스를 엔트로피 부호화한 결과이다. 흥미있는 사실은 세가지 영상에 대해 제안하는 방법과 MPVQ의 성능특성이 크게 다르다는 것이다. 먼저, 그림 4 (a)에 나타낸 바와 같이 LENA 영상에 대해서는 제안하는 방법의 성능 (D)이 MPVQ의 엔트로피부호화의 성능 (B)과 비교하여 비슷하거나 약간의 이득만을 나타내고 있다. 이는 LENA와 같이 평탄부를 많이 포함한 영상에 대해서는 MPVQ와 같은 선형예측만으로도 구획간의 상관성을 충분히 활용할 수 있다는 것을 알 수 있다. 그러나 그림 4 (b)에서와 같이 방향성 에지를 많이 포함한 BANK 영상에 대해서는 MPVQ는 구획간의 상관성을 활용하기가 매우 열악하여 성능이 아주 저조하지만 제안하



(a)



(b)



(c)

그림 4. (a) LENA (b) BANK (c) BRIDGE 영상에 대한 제안하는 방법의 비트율-PSNR 성능

Fig. 4 Bitrate-PSNR performance of the proposed method for (a) LENA (b) BANK and (c) BRIDGE.

는 방법의 성능은 매우 뛰어남을 알 수 있다. 이는 제안하는 조건부 엔트로피 부호화방법이 에지의 연속성 (edge continuity)과 같은 구획간의 비선형적인 상관성을 충분히 활용하고 있음을 보여준다. 마지막으로 그림 4 (c)에서 보인 바와 같이 복잡한 에지와 텍스처를 많이 포함하는 BRIDGE영상에 대해서도 제안하는 방법 (D)이 MPVQ의 성능 (B)을 능가한다. MPVQ에서는 엔트로피 부호화를 통한 이득이 거의 없는 반면, 제안하는 방법에서는 그 성능 (D)이 엔트로피 부호화하지 않은 경우 (C)에 대해 일정한 성능향상을 보임을 알 수 있다.

주어진 메모리 양에 대해 최적의 성능을 위해서는 조건화 나무와 VLC 나무의 크기 및 모양을 공통최적화 (joint optimization)하여야 한다. 그러나, 본 논문에서는 이것들을 실험적으로 결정하였다. 예를 들어 주어진 메모리 M 에 대해 $N_c=4$, $N_v=[M/N_c^2]$ 가 되도록 각 나무의 크기를 정하였다. 또한 조건화 나무와 VLC 나무는 N_c 와 N_v 가 주어졌을 때, 부호화 설계시 알려지는 각 절점의 0차 확률분포를 이용하여 결정하였다. 이와 같은 간단한 결정방법으로도 위에서 보인바와 같이 우수한 성능을 얻을 수 있었고, 최적화 설계의 경우에는 더 나은 성능이 예상된다.

V. 결 론

본 논문에서는 TSVQ 인덱스의 고차 통계적 특성 (high-order statistics)을 활용하여 TSVQ의 인덱스를 무손실 산술부호화하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법에서는 TSVQ의 인덱스를 주변의 인덱스들을 이용하여 조건부엔트로피 부호화를 수행하며, 조건 나무와 VLC 나무를 설계하여 조건부엔트로피 부호화할 때 흔히 발생하는 많은 메모리 요구의 문제를 해결하였다. 실험을 통하여 제안하는 방법의 비트율 감축성능이 TSVQ 인덱스의 0차 엔트로피 부호화의 성능과 비교할 때 같은 메모리복잡도에 대해서도 훨씬 우수함을 보였다. 또한, VQ 구획간 상관성 활용면에서도, 선형예측을 수행하는 MPVQ의 성능과 비교할 때, 제안하는 방법이 보다 효율적임을 알 수 있었다. 따라서, 제안하는 방법은 구획간의 선형적인 상관성이 다소 감소된 움직임 보상 예측오차 영상 (motion compensated prediction error image)나 평균잔류영상

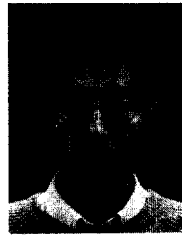
(mean-removed image)등의 부호화에도 적용가능하다. 특히, 제안하는 방법은 TSVQ를 양자기로 사용하므로 부호화에 소요되는 시간을 단축시킬 수 있으며, 목표 비트율의 가변을 쉽게 할 수 있으므로, 동영상 부호화등의 응용에 매우 적합하다고 판단된다. 또한, 조건화 나무와 VLC 나무의 최적 메모리 할당 및 최적 설계를 통해 비트율 감축성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대되며, 이는 차후 연구과제로서 다루어질 것이다.

참 고 문 헌

1. N. M. Nasrabadi, and Y. Feng, "Image compression using address-vector quantization," *IEEE Trans. Comm.*, vol. 38, no. 12, pp. 2166-2173, December 1990.
2. W. Chen, E. Yang, and Z. Zhang, "A variant of address vector quantization for image compression using lossless conditional entropy coding," *Proc. of ICASSP-95*, pp. 2483-2486, 1995.
3. S. J. Lee, K. H. Yang, C. W. Kim, and C. W. Lee, "An Efficient Lossless Coding Scheme for Vector Quantization Using Dynamic Index Mapping," *Electronics Letters*, vol. 31, no. 17, pp. 1476-1477, 17th August 1995.
4. W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, *JPEG Still Image Data Compression Standard*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1993.
5. H. Gharavi, "Conditional entropy coding of digital pictures," *J. Institute Electron. Radio Eng.*, vol. 56, no. 5, pp 213-218, May 1986.
6. M. Rabbani, and P. W. Jones, *Digital Image Compression Techniques*, SPIE, Bellingham, Whashington, 1991.
7. W. B. Pennebaker, J. L. Mitchell, G. G. Langdon, Jr., and R. B. Arps, "An overview of the basic principles of the Q-coder adaptive binary arithmetic coder," *IBM J. Res. Dev.*, vol. 32 no. 6, pp. 717-726, 1988.
8. A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publisher,

1992.

9. E. A. Riskin, and R. M. Gray, "A greedy tree growing algorithm for the design of variable rate vector quantizers," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, no. 11, pp. 2500-2507, Nov. 1991.
10. 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, no. 2, pp. 299-315, March 1989.
11. H. M. Hang and J. W. Woods, "Predictive vector quantization of images," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 33, pp. 1208-1219, Nov. 1985.



송 준 석(Jun Syug Song) 정회원
 1992년 2월: 한국과학기술원 과학기술대학 전기 및 전자공학과 졸업(공학사)
 1994년 2월: 서울대학교 전자공학과 석사졸업(공학석사)

1994년 3월~현재: 서울대학교 전자공학과 박사과정 재학중
 ※주관심분야: 영상신호처리 및 압축, 의료영상통신 시스템, 무선멀티미디어



이 승 준(Seung Jun Lee) 정회원
 1991년 2월: 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
 1993년 2월: 서울대학교 전자공학과 석사졸업(공학석사)

1997년 2월: 서울대학교 전자공학과 박사졸업(공학박사)
 1997년 3월~현재: SK Telecom 중앙연구원 요소기술 개발센터
 ※주관심분야: 영상신호처리 및 압축, 무선멀티미디어 시스템



이 충 응(Choong Ung Lee) 정회원

1958년: 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)

1960년: 서울대학교 공과대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1972년: 동경대학교 공과대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1958년~1964년: 국방과학연구소 연구원

1966년~현재: 서울대학교 전자공학과 교수

1983년~1985년: IEEE (국제전기전자공학회) 한국지부 회장

1988년: 대한의용생체공학회 회장

1989년: 대한전자공학회 회장, IEE Fellow(최고위원) 위촉

현재: 서울대학교부설 뉴미디어통신공동연구소 소장

※주관심분야: 통신방식, 영상 및 HDTV 신호처리, 의용생체공학, 미래통신