

論文95-32B-8-6

동적 인덱스 매핑을 이용한 벡터 양자화 시스템에서의 비트율 감축

(Bitrate Reduction in Vector Quantization System Using a Dynamic Index Mapping)

李承駿*, 梁景好*, 金哲佑*, 李忠雄*

(Seung Jun Lee, Kyeong Ho Yang, Chul Woo Kim and Choong Woong Lee)

요 약

본 논문에서는 인덱스 매핑을 통한 벡터 양자화(vector quantization, VQ) 인덱스의 무손실 부호화 방법을 제안한다. 벡터 양자화시 전송되는 인덱스는, 인접구획들 사이의 높은 상관성을 이용하는 인덱스 변환기에 의해 보다 낮은 엔트로피를 갖는 새로운 인덱스로 바뀐 후 무손실 부호화된다. 간단하면서도 우수한 성능을 나타내는 인덱스 매핑을 위해 본 논문에서는 '구획의 경계면에서의 화소값의 변화량'을 비용함수로 이용한다. 실험결과, 영상부호화를 위한 일반적인 벡터 양자화 시스템에 제안하는 인덱스 매핑을 도입하는 경우 약 40 ~ 50%의 비트율 감축을 얻을 수 있음을 알 수 있었다. 또한, 인접구획들간의 상관성이 어느 정도 제거된 평균-잔류 벡터 양자화(mean-residual vector quantization) 시스템에서도 제안방법은 VQ 인덱스를 부호화하는데 필요한 비트율을 약 20 ~ 30 % (전체 비트율은 약 10 ~ 20 %) 감축함을 보였다. 제안하는 방법은 인덱스의 무손실 부호화 방법이므로 복원 영상의 화질은 기존의 방법에서와 같게 된다.

Abstract

This paper proposes an efficient noiseless encoding method of vector quantization(VQ) index using a dynamic index mapping. Using high interblock correlation, the proposed index mapper transforms an index into a new one with lower entropy. In order to achieve good performance with low computational complexity, we adopt 'the sum of differences in pixel values on the block boundaries' as the cost function for index mapping. Simulation results show that the proposed scheme reduces the average bitrate by 40 ~ 50% in ordinary VQ system for image compression. In addition, it is shown that the proposed index mapping method can be also applied to mean-residual VQ system, which allows the reduction of bitrate for VQ index by 20 ~ 30 % (10 ~ 20 % reduction in total bitrate). Since the proposed scheme is one for noiseless encoding of VQ index, it provides the same quality of the reconstructed image as the conventional VQ system.

I. 서 론

벡터 양자화(vector quantization, VQ) 기법은

양자화되는 단위벡터의 차원(dimension)이 클 때, 최적의 성능을 나타낸다고 알려져 있다^[1]. 그러나 실제 단위벡터의 차원은 하드웨어의 복잡도에 의해 제한되고, 따라서 인접 벡터간에는 상당한 상관성이 존재하게 된다. 최근에, 이러한 상관성을 적절히 이용하여, 평균 왜곡을 일반적인 벡터 양자화시스템에서와 같이 유지

* 正會員, 서울대학교 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng. Seoul Univ.)

接受日字: 1995年 2月 7日, 수정완료일: 1995年 7月 29日

하면서 평균 비트율을 감축시키는 기법들이 제안되어 왔다^{12,31}. 이 중 대표적인 것으로는, 부호책 (codebook)내의 부호벡터(codevector)들을 선택될 확률의 순서대로 재배열하는 '동적 부호책 재배열 벡터 양자화'(dynamic codebook reordering VQ, DCRVQ)를 들 수 있다¹³⁾. 이 방법에서는 현 입력 벡터의 부호벡터로 선택될 '예측벡터'를 신경회로망을 이용하여 예측한 후, 부호책내의 부호벡터들을 이 예측 벡터와의 유클리디언 거리(Euclidean distance)가 작은 순서로 재배열함으로써 채널 심볼(혹은 부호벡터의 인덱스)의 엔트로피를 줄인다. '부호책의 재배열'을 위해서는 많은 수의 '비교'가 이루어져야 하는데, 실제로 이러한 재배열은 훨씬 간단한 인덱스-인덱스 매핑(index-to-index mapping)¹⁾의 형태로 대신될 수 있다. 부호책의 재배열(혹은, 인덱스 매핑)은 매 입력 구획마다 이루어져야 하므로 계산량을 최소화하는 것이 중요한데, [3]에 제안된 '예측벡터를 이용하는 방법'은 매우 많은 계산량을 필요로 한다는 단점을 안고 있다.

본 논문에서는, 보다 간단하면서도 우수한 성능을 나타내는 인덱스 매핑을 통한 벡터 양자화 시스템에서의 비트율 감축 방법을 제안한다. 본 논문에서는 인덱스 매핑의 기준으로 '예측벡터와의 유클리디언 거리' 대신 'side match'¹⁴⁾를 사용한다. 'side match'를 이용한 인덱스 매핑은 IV장에서 보이듯이, 구현을 위해 요구되는 계산량이 기존의 방법에 비해 매우 적을 뿐 아니라 비트율 감축 성능 또한 우수하다. 또한, 본 논문에서는 이러한 인덱스 매핑이 영상의 일반적인 벡터 양자화 시스템뿐만 아니라 평균-잔류 벡터 양자화(mean-residual VQ, MRVQ)^{11,51} 시스템에도 적용될 수 있음을 보인다.

먼저 II장에서는 인덱스 매핑을 도입한 벡터 양자화 시스템에 대해 설명하고, III장에서는 제안하는 'side match'를 통한 인덱스 매핑 방법에 대해 설명한다. IV장에서는 영상압축을 위한 일반적인 벡터 양자화 시스템에 적용한 경우의 모의 실험결과를 나타내고, 요구되는 계산량에 대해 검토한다. 그리고, V장에서 인덱스 매핑 방법을 MRVQ에 적용하는 방법과 그 실험 결과에 대해 언급한 후, VI장에서 결론을 맺는다.

II. 인덱스 매핑을 도입한 벡터 양자화 시스템

인덱스 매핑을 도입한 벡터 양자화 시스템의 부호기와 복호기는 그림 1의 구획도로 표현될 수 있다. 그림에서 점선으로 나타낸 인덱스 변환기(index transformer, index mapper)와 역변환기를 제외하면 이는 일반적인 벡터 양자화 시스템의 구획도가 된다. $\alpha(\cdot)$ 는 각 입력 벡터 $X_{k,l} \in R^{M \times M}$ (위에서 k 번째, 왼쪽에서 l 번째의 구획에 해당하는 입력 벡터)와 가장 가까운 벡터를 부호책에서 찾아 그 인덱스²⁾ $i_{k,l} \in I$ 를 출력하는 양자기이다. 이때, M 은 벡터 양자화되는 단위구획의 수평 및 수직 크기이며, $I = \{1, 2, \dots, N\}$ 은 인덱스 집합(index set), N 은 부호책의 크기이다. 일반적인 벡터 양자화 시스템에서는 원 인덱스 $i_{k,l}$ 이 무손실 부호기 $\gamma(\cdot)$ 의 입력이지만, 인덱스 매핑을 도입하는 경우에는 인덱스 변환기가 $\gamma(\cdot)$ 의 앞단에 삽입되어, 무손실 부호기의 입력을 원 인덱스가 아닌 '새 인덱스' $\hat{i}_{k,l}$ 이 되도록 한다.

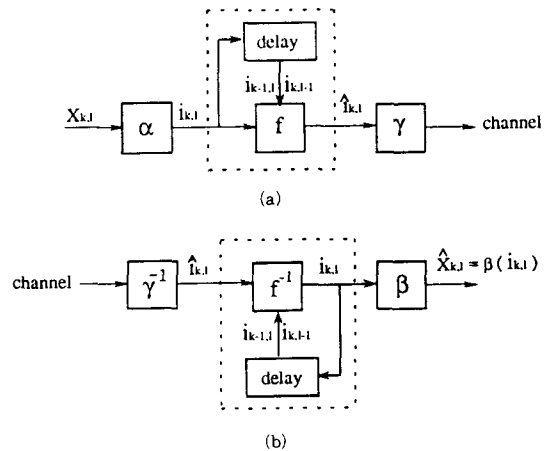


그림 1. 인덱스 매핑을 도입한 벡터 양자화 시스템의 구획도

(a) 부호기 (b) 복호기

Fig. 1. Block diagram of VQ system with index mapping :

(a) encoder : (b) decoder.

1) 이후로는 간단히 '인덱스 매핑'이라 표기하기로 한다.

2) 이후로는, 인덱스 매핑에 의해 변환된 '새 인덱스'와 구별하기 위해 이를 '원 인덱스'라 한다.

인덱스 변환기의 목적은 일반적인 벡터 양자화 시스템에서와 같은 왜곡을 유지하면서 채널 심볼(혹은 새 인덱스)이 더 낮은 엔트로피를 갖도록 원 인덱스를 새 인덱스로 변환하여 주는 것이다. 이러한 목적을 달성하기 위하여 인덱스 변환기에 요구되는 조건은 다음과 같다 : i) 인덱스 변환기는 채널 심볼의 확률 분포가 집중되도록 해야 한다 : ii) 그 매핑 $f(\cdot)$ 은 역함수 $f^{-1}(\cdot)$ 가 존재할 수 있도록 일대일 함수여야 한다 : iii) 그 매핑 방법은 복호기에서도 알 수 있어야 하므로, 이미 복호된 이전 구획들의 정보만을 이용해야 한다. 위의 조건을 만족하는 최적의 인덱스 매핑은, 이미 복호된 이전 구획들의 인덱스들이 주어진 경우 현 구획에 할당될 인덱스들의 조건부 확률들을 저장한 뒤 이 조건부 확률의 크기순으로 인덱스를 변환하는 것이다. 그러나 조건부 확률을 모두 저장하는 것은 방대한 메모리를 필요로 하므로, 다음과 같이 각 부호벡터마다 비용함수를 정의하고 이를 이용하여 인덱스를 변환시키는 방법이 이용된다¹³⁾.

입력구획 $X_{k,l}$ 에 원 인덱스 $j \in I$ 가 할당된 경우의 비용을 $C_{k,l}(j)$ ³⁾와 같이 나타내면, 일대일 인덱스 매핑 $f(\cdot)$ 은 아래의 (1)식과 같이 정의될 수 있다.

$$f(i_{k,l}) = \underset{j \in I, j < i_{k,l}}{\text{card}(j \in A)} C_{k,l}(j) < C_{k,l}(i_{k,l}) + \underset{j \in I, j > i_{k,l}}{\text{card}(j \in A)} C_{k,l}(j) = C_{k,l}(i_{k,l}) \quad (1)$$

단, $\text{card}(A)$ 는 집합 A 의 원소들의 개수를 나타내며, (1)식 우변의 두번째 항은 인덱스 매핑이 일대일 매핑이 되도록 하기 위해 삽입된 것이다. 이제, 인덱스 매핑을 도입한 벡터 양자화 시스템에서의 부호화 및 복호화 과정을 정리하면 아래와 같다.

부호화 과정 :

- 단계 1. 원 인덱스 $i_{k,l} = \alpha(X_{k,l})$ 를 찾는다.
- 단계 2. 각 인덱스 $j \in I$ 에 대해 비용 함수 $C_{k,l}(j)$ 을 계산한다.
- 단계 3. 원 인덱스 $i_{k,l}$ 를 새 인덱스 $\hat{i}_{k,l} = f(i_{k,l})$ 로 변환한다.
- 단계 4. 새 인덱스를 무손실 부호화하여 대응하는 비트열 $w = \gamma(\hat{i}_{k,l})$ 을 전송한다.

복호화 과정 :

- 단계 1. 수신한 부호어 w 을 복호화하여 새 인덱스

$\hat{i}_{k,l} = \gamma^{-1}(w)$ 를 얻는다.

단계 2. 각 인덱스 $j \in I$ 에 대해 비용 함수 $C_{k,l}(j)$ 을 계산한다.

단계 3. 새 인덱스 $\hat{i}_{k,l}$ 를 원 인덱스 $i_{k,l} = f^{-1}(\hat{i}_{k,l})$ 로 역변환한다.

단계 4. 원 인덱스를 역양자화하여 복원 벡터 $X_{k,l} = \beta(i_{k,l})$ 를 얻는다.

부호화 과정과 복호화 과정에서의 단계 1과 단계 4는 일반적인 벡터 양자화에서도 이루어지는 것이며, 부호화 과정에서의 단계 3은 (1)식에서 볼 수 있듯이 $(N-1)$ 번의 비교로 수행될 수 있다. 한편, 복호화 과정의 단계 3은 $\hat{i}_{k,l}$ 개로 작은 비용을 갖는 원 인덱스를 찾는 것으로 $\hat{i}_{k,l} \cdot N$ 이하의 비교로 수행될 수 있다.

III. Side Match를 이용한 인덱스 매핑 방법

인덱스 매핑의 비트율 감축 성능은 (1)식에서 이용되는 비용함수 $C_{k,l}(\cdot)$ 를 정의하는 방법에 크게 좌우된다. [3]에서는, 각 인덱스 $j \in I$ 에 대한 비용 $C_{k,l}(j)$ 을 아래 (2)식과 같이, 예측벡터 $\hat{V}_{k,l}$ 와의 유클리디언 거리(혹은 sum squared difference, SSD)로서 정의하였다.

$$C_{k,l}(j) = d(\hat{V}_{k,l}, \beta(j)) \quad (2)$$

식 (2)에서, $d(Y, Z) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^M |y_{m,n} - z_{m,n}|^2$ 이고, $y_{m,n}$ 과 $z_{m,n}$ 은 각각 행렬형태의 벡터(matrix-type vector) Y 와 Z 의 (m, n) 번째 원소를 나타낸다. 이외에도, 동적 유한상태 벡터 양자화(dynamic finite-state VQ, DFSVQ)^[6] 시스템에서 사용되는 비용함수도 쓰일 수 있으며, 그 대표적인 예로는 아래 (3)식에 나타낸 'nearest neighbor' 비용함수를 들 수 있다.

$$C_{k,l}(j) = d(\beta(i_{k-1,l-1}), \beta(j)) + d(\beta(i_{k-1,l}), \beta(j)) + d(\beta(i_{k-1,l+1}), \beta(j)) + d(\beta(i_{k,l-1}), \beta(j)) \quad (3)$$

여기서, $i_{k-1,l-1}$, $i_{k-1,l}$, $i_{k-1,l+1}$, $i_{k,l-1}$ 는 각각 입력벡터 $X_{k-1,l-1}$, $X_{k-1,l}$, $X_{k-1,l+1}$, $X_{k,l-1}$ 에 할당된 원 인덱스를 나타낸다.

본 논문에서는, "원 영상은 매우 smooth하고 양자

3) 비용함수 $C_{k,l}(j)$ 에 대해서는 III장에서 설명한다.

화 효과는 그리 크지 않으므로 복원영상 역시 상당히 연속적이다"라는 가정 하에, 'side match VQ'^[4]에서와 비슷한 비용함수를 정의한다. 즉, 구획의 경계면에서 화소값들의 큰 변화를 유발하는 인덱스(혹은, 부호 벡터)에 대해서는 비용함수값이 크도록, 구획의 경계면에서 연속성을 갖도록 하는 인덱스에 대해서는 그 값이 작도록 비용함수를 정의하였다. 이를 식으로 나타내면 식 (4)와 같다.

$$C_k(i,j) = d_u[\beta(i_{k-1,j}), \beta(j)] + d_l[\beta(i_{k,j}), \beta(j)], j \in I \quad (4)$$

식 (4)에서 d_u 와 d_l 은 각각 현 구획의 위쪽 경계면과 왼쪽 경계면에서의 화소값의 변화량을 나타내며, 그림 2에 표시한 화소들로 부터 식 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$d_u(Y,Z) = \sum_{m=1}^M |y_{M,m} - z_{1,m}|, d_l(Y,Z) = \sum_{m=1}^M |y_{m,M} - z_{m,1}| \quad (5)$$

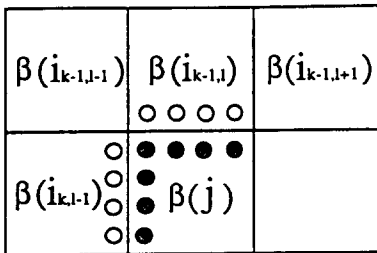


그림 2. 비용함수 $d_u(\cdot)$ 와 $d_l(\cdot)$ 를 계산하는 데 사용되는 화소들
Fig. 2. Pixels used in calculating $d_u(\cdot)$ and $d_l(\cdot)$ at a block, $X_{k,l}$.

식 (5)의 비용함수는 참고문헌 [4]에서 사용된 것과 그 형태가 유사하지만, 참고문헌 [4]에서는 SSD를 사용한 데 비해 식 (5)은 SAD(sum absolute difference)의 형태라는 데 그 차이가 있다. 매칭을 사용하는 기법들에서는 SSD가 SAD에 비해 계산이 복잡하지만 성능이 우수하기 때문에 널리 사용되지만, 본 논문에서 고려하는 비용함수에서는 SSD가 SAD에 비해 성능면에서도 이점이 없기 때문에 SAD 형태의 비용함수를 사용한다. 왜냐하면, SSD는 SAD와 비교하여 불 때 한 두 개의 큰 값을 갖는 항들에 의해 거의 그 값이 결정되므로, 구획 경계면에서의 화소값의 변화량을 측정하는 데는 그리 적절하지 않기 때문이다.

특히, IV장에서 설명하듯이, 비스듬한 에지가 있는 구획에서 SSD는 좋지 않은 성능을 나타낸다. 그러나 SAD를 사용하는 무엇보다 중요한 이유는, 비용함수는 매 입력구획당 모든 인덱스에 대해 계산되어야 하므로 많은 곱셈을 필요로 하는 SSD보다는 SAD가 구현하기 용이하기 때문이다.

IV. 모의 실험 결과 및 검토

제안한 인덱스 매핑 방법의 비트율 감축 성능을 평가하기 위해, 이를 정지영상의 부호화에 적용하여 그 결과를 예측벡터를 이용하는 방법^[3]과 비교하였다. 이외에도 DFSVQ에서 사용되는 'nearest neighbor' 방법^[6]도 실험하여 그 결과를 함께 나타내었다. 실제 구현시 중요한 요소인 계산량 역시 각 방법에 대해 비교, 분석하였다.

1. 비트율 감축 성능

본 실험에서 양자화되는 단위 구획의 크기는 4x4 ($M=4$)로 하였으며, 입력 영상으로는 모두 512x512 크기의 그레이 레벨 영상을 이용하였다. 구체적인 실험 과정은 다음과 같다. 먼저, 15장의 훈련영상들로부터 LBG 방법^[7]을 이용하여 여러가지 크기의 부호책 ($N=32, 64, 128, 256, 512$)을 구성하고, 변환된 '새 인덱스'의 분포에 적합한 무손실 부호기(본 실험에서는 허프만 부호기를 사용하였다)를 설계하였다. 이 훈련영상에 대한 '원 인덱스'와 '새 인덱스'의 엔트로피를 비교하면 표 1(a)에 나타난 바와 같다. 표 1(a)에서 알 수 있듯이, 제안하는 인덱스 매핑 방법(SMA로 표시)이 가장 효과적으로 엔트로피를 감축함을 알 수 있다. 또한, SSD가, 예측벡터를 이용하는 [3]의 방법에 대해서는 SAD에 비해 더 나은 성능을 나타내지만, '구획 경계면에서의 연속성'을 측정하기에는 SAD보다 부적절함을 알 수 있다.

위에서 얻은 벡터 양자화의 부호책과 허프만 부호책을 이용하여 "Lena" 영상과 "bank" 영상(이 영상들은 위의 훈련 영상들에 포함되지 않은 영상이다)을 부호화한 결과를 각각 그림 3과 그림 4에 나타내었다. 인덱스 매핑은 정보의 손실을 가져오지 않는 무손실 처리(lossless process)이므로, 모든 방법에 대해 복원영상의 화질은 동일하고, 따라서 PSNR(peak signal-to-noise ratio)은 그림에 나타내지 않았다. 그림에서 알 수 있듯이, 'side match'를 이용하는 재

안 방법은 한 경우($N=32$ 인 경우 "Lena"영상)를 제외 한 모든 경우에 [3]의 방법보다 나은 비트율 감축 성능을 나타낸다. $N=32$ 인 경우 제안 방법의 성능이 [3]의 방법에 대해 약간 떨어지는 것은, 부호채의 크기가 너무 작아서 양자화 잡음이 무시될 수 있다는 III장의 가정이 성립되지 않기 때문인 것으로 해석될 수 있다. 또한, SSD가 "bank"와 같이 비스듬한 예지 성분이 많은 영상에는 적합하지 않은 측정자임을 그림 4를 통해 알 수 있다.

표 1. 여러가지 인덱스 매핑방법에서의 엔트로피와 I_{avg} 비교

Table 1. Comparisons of entropy and I_{avg} in various index mapping methods.

N	SMA	SMS	VPA	VPS	NN	OR
32	2.288	2.295	2.290	2.269	3.020	4.519
64	2.864	2.876	2.958	2.919	3.791	5.363
128	3.394	3.410	3.586	3.544	4.534	6.155
256	3.970	3.989	4.298	4.240	5.329	6.960
512	4.615	4.626	5.103	5.026	6.199	7.843

(a) 엔트로피 비교

N	SMA	SMS	VPA	VPS	NN
32	1.58	1.61	1.62	1.59	3.39
64	2.77	2.91	3.35	3.14	6.93
128	4.82	5.03	6.12	5.85	13.75
256	8.36	8.69	14.88	11.34	27.01
512	14.90	15.71	27.09	22.20	54.40

(b) I_{avg} 비교

- SMA : Side-Match method with sum Absolute difference
- SMS : Side-Match method with sum Squared difference
- VPA : Vector Prediction method [3] with sum Absolute difference
- VPS : Vector Prediction method [3] with sum Squared difference
- NN : Nearest Neighbor method [6]
- OR : Ordinary VQ without index mapping

2. 계산량 비교

인덱스 매핑을 벡터 양자화 시스템에 도입하는 경

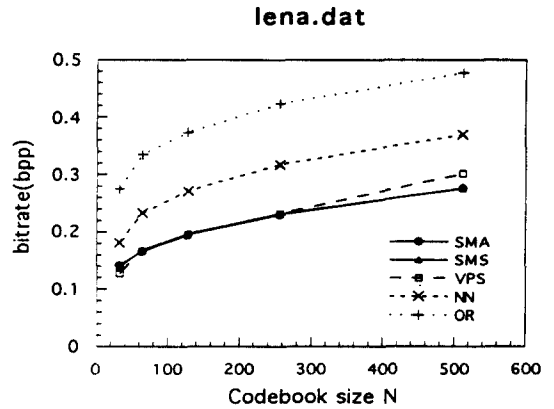


그림 3. "Lena"영상에 대한 비트율 감축 성능
Fig. 3. Bitrate-reduction performance on "Lena".

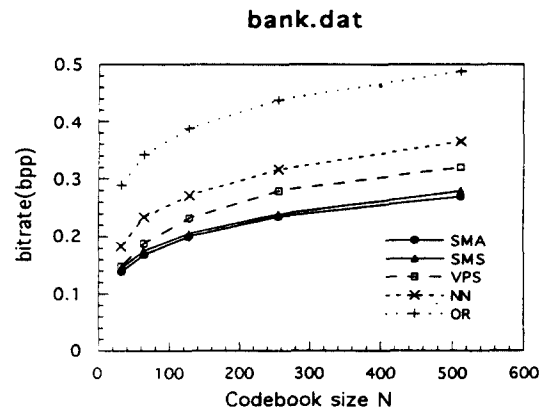


그림 4. "bank"영상에 대한 비트율 감축 성능
Fig. 4. Bitrate-reduction performance on "bank".

우, 매 입력 구획당 추가로 요구되는 계산은 다음의 세 가지로 나누어 생각될 수 있다 : i) 부호기와 복호기에서 수행해야 하는 비용함수의 계산 ; ii) 부호기에서 수행해야 하는 인덱스 매핑 $f(\cdot)$; iii) 복호기에서 수행해야 하는 인덱스 역 매핑 $f^{-1}(\cdot)$. 앞의 II장에서 설명하였듯이, ii)를 위한 계산량은 모든 인덱스 매핑 방법에 대해 같고 ($N-1$ 의 비교), iii)을 위한 계산량은 새 인덱스의 평균값, I_{avg} 에 비례한다(약, $I_{avg} \cdot N$ 번의 비교). 그런데, I_{avg} 는 비용함수의 정의방법에 따라 변하므로, I_{avg} 를 최소로 하는 비용함수의 선택이 중요하게 된다. 표 1(b)에는 여러가지 비용함수에 대한 I_{avg}

를 비교하였으며, 표 1(b)에서 볼 수 있듯이 SAD를 사용하는 제안방법(SMA)이 I_{avg} 를 가장 작게 한다. i)을 위한 계산량 역시 비용함수의 정의 방법에 크게 좌우된다. 참고문헌 [3]의 방법(표 1의 VPS)에서는 $V_{k,l}$ 과 각 부호벡터를 비교하기 위해 $N \cdot M^2$ 번의 곱셈과 $N \cdot (M^2 - 1)$ 번의 덧셈을 필요로 한다. 반면, 제안하는 방법에서는 i)을 위해서 매 입력구획 당 $N \cdot (2M - 1)$ 번의 덧셈과 $N \cdot 2M$ 번의 비교만이 추가로 요구되므로 참고문헌 [3]의 방법에 비해 거의 무시할 만하다고 할 수 있다. 또한, 참고문헌 [3]의 방법에서는 예측벡터 $V_{k,l}$ 를 얻기 위해서도 많은 계산량이 요구된다. 'nearest neighbor'에 의한 방법에서의 계산량은 식 (3)에서 알 수 있듯이 참고문헌 [3]의 방법보다도 많게 된다.

V. MRVQ에의 응용

제안하는 인덱스 매핑을 도입하는 경우, 영상부호화를 위한 일반적인 벡터 양자화 시스템에서 같은 왜곡 하에서도 평균 비트율을 약 40-50%정도 감축할 수 있음을 앞의 IV장에서 보았다. 이러한 비트율 감축은 일반적인 벡터 양자화(ordinary VQ) 시스템에서는 이용하지 않는 인접구획사이의 높은 상관성을 적절히 이용함으로써 얻어진 것이다. 최근에는 영상의 보다 효율적인 부호화를 위하여 인접구획사이의 상관성을 적절히 이용하는 벡터 양자화 기법^[5,8]들이 많이 제안되어 왔다. 그 중 대표적인 것으로는, 인접구획들 사이의 상관성은 대부분 그 구획들의 평균 밝기의 상관성으로 나타난다는 사실을 이용한 평균-잔류 벡터 양자화(mean-residual VQ, MRVQ)^[1,5]를 들 수 있다. MRVQ에서는, 각 입력구획의 평균을 구하여 양자화한 후, 원 입력구획에서 양자화된 평균값을 빼준 잔류신호(residual signal)만을 벡터 양자화한다. 각 구획의 평균값은 대개 인접블럭들의 상관성을 이용하여 DPCM의 형태로 부호화된다^[1,5].

제안하는 인덱스 매핑을 이용한 VQ 인덱스의 무손실 부호화 방법은 MRVQ 시스템에서도 비트율 감축을 가져 올 수 있다. 즉, 실제로 인접 구획들 사이에는 '평균들 사이의 상관성'외에도 어느 정도의 상관성(에지의 연속성 등)이 있으며, MRVQ에서 이용하지 않는 이러한 '추가적 상관성'은 제안하는 인덱스 매핑을 통하여 적절히 이용될 수 있다. 단, 인덱스 매핑의 기본 가

정은 '복원영상의 연속성'이므로 MRVQ에 적용하기 위해서는 (4)식의 비용함수가 아래 (6)식과 같은 형태로 바뀌어야 한다.

$$C_{k,l}(j) = d_n [\beta(i_{k-1,l}) + (\hat{m}_{k-1,l} - \hat{m}_{k,l})1, \beta(j)] + d_l [\beta(i_{k,l-1}) + (\hat{m}_{k,l-1} - \hat{m}_{k,l})1, \beta(j)], j \in I \quad (6)$$

식 (6)에서 $\hat{m}_{k,l}$ 는 (k,l) 번째 구획의 양자화된 평균값이며, 1은 모든 원소가 1인 $M \times M$ 크기의 행렬 형태의 벡터이다.

표 2. 제안하는 인덱스 매핑방법의 MRVQ 적용시 비트율 감축 성능
Table 2. Bitrate reduction performance of the proposed index mapping method applied to MRVQ.

Image	N	BVQ_OR	BVQ_N	G_VQ	BM	BT_OR	BT_N	G_T	PSNR
Lena	128	0.3581	0.2828	21.0	0.1151	0.4732	0.3979	15.9	31.87
	256	0.4254	0.3343	21.4	0.1151	0.5405	0.4494	16.9	32.44
bank	128	0.3820	0.2797	26.8	0.1278	0.5098	0.4075	20.0	29.14
	256	0.4523	0.3255	28.0	0.1278	0.5801	0.4533	21.9	30.22

(a) 구획 평균이 4-bit 양자기로 양자화되는 경우 실험결과

Image	N	BVQ_OR	BVQ_N	G_VQ	BM	BT_OR	BT_N	G_T	PSNR
Lena	128	0.3425	0.2759	19.4	0.2151	0.5576	0.4910	11.9	32.51
	256	0.4010	0.3307	17.5	0.2151	0.6161	0.5458	11.4	33.11
bank	128	0.3670	0.2763	24.7	0.2295	0.5965	0.5059	15.2	29.69
	256	0.4318	0.3299	24.3	0.2295	0.6614	0.5565	15.9	30.87

(b) 구획 평균이 6-bit 양자기로 양자화되는 경우 실험결과

- BVQ_OR : bitrate for encoding original VQ index(bpp)
- BVQ_N : bitrate for encoding transformed VQ index(bpp)
- G_VQ : gain in bitrate for VQ index = (BVQ_OR-BVQ_N)/BVQ_OR*100(%)
- BM : bitrate for encoding block mean(bpp)
- BT_OR : total bitrate without index mapping = BVQ_OR+BM(bpp)
- BT_N : total bitrate with the proposed index mapping = BVQ_N+BM(bpp)

G_T : gain in total bitrate = $(BT_{OR}-BT_N)/BT_{OR} \times 100(\%)$
 PSNR : peak signal-to-noise ratio(dB)

MRVQ시스템에 제안하는 인덱스 매핑을 도입하여 실험한 결과는 표 2에 나타낸 바와 같다. 실험 방법은 IV장에서와 거의 같으며, 시험 영상(test image)역시 "Lena"와 "bank"영상을 사용하였다. 일반적인 벡터 양자화 시스템에서, SAD를 사용하는 제안하는 방법(표 1에 SMA로 표시한 방법)이 가장 나은 성능을 나타내고 또 계산량도 가장 적음을 V장에서 보였으므로, 여기서는 다른 비교 방법에 대한 실험 결과는 나타내지 않았다. 표 2의 (a)는 각 구획의 평균이 4-bit 양자기(stepsize 16인 균일 양자기)로 양자화된 경우의 실험 결과를 나타내며, (b)는 6-bit 양자기(stepsize 4인 균일 양자기)가 사용된 경우이다. 표 2에서 확인할 수 있듯이 인접구획들 사이의 상관성이 조금 더 남아있는 (a)의 경우가 (b)의 경우에 비해 더 많은 비트율 감축을 얻을 수 있다. 또한, 평균이 제거된 후에도 인접구획의 상관성이 '에지의 연속성'등의 형태로 더 많이 남아 있는 "bank"영상에서 비트율 감축량이 더 큼을 확인할 수 있다. 전반적으로 제안하는 인덱스 매핑을 이용한 VQ인덱스 무손실 부호화 방법은 인접구획간의 상관성이 상당히 제거된 MRVQ시스템에서도 전체적으로 약 10 ~ 20%의 비트율 감축을 가져옴을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 인덱스 매핑을 통한 VQ 인덱스의 무손실 부호화 방법을 제안하였다. 즉, 인접구획들 사이에 존재하는 높은 상관성을 이용하여 인덱스 변환기는 벡터 양자화시 전송되는 부호벡터의 인덱스를 보다 낮은 엔트로피를 갖는 새로운 인덱스로 변환한다. 실험결과, 제안하는 인덱스 매핑을 도입하면, 영상부호화를 위한 일반적인 벡터 양자화 시스템에서 같은 평균왜곡하에 약 40 ~ 50%의 비트율 감축을 가져옴을 알 수 있었다. 또한, 인접구획들간의 상관성이 어느 정도 제거된 MRVQ시스템에서도 VQ 인덱스를 위한 비트율을

약 20 ~ 30 %(전체 비트율은 약 10 ~ 20 %) 감축함을 보였다. 제안하는 인덱스 매핑방법은, 추가의 계산량이 많지 않고 기존의 벡터 양자화 시스템을 변화시키지 않고도 적용가능하므로, 여러가지 벡터 양자화 시스템에서 VQ 인덱스의 무손실 부호화를 위해 널리 사용될 수 있을 것으로 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] A.Gersho and R.M.Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, pp.555-585, Kluwer Academic Publisher, 1992.
- [2] N.M.Nasrabadi and Y.Feng, "Image compression using address-vector quantization," *IEEE Trans. Commun.*, vol.38, no.12, pp.2166-2173, Dec. 1990.
- [3] R.Fioravanti, S.Fioravanti, and D.D.Giusto, "An efficient neural prediction for vector quantization," in *Proc. of ICASSP*, pp.613-616, Apr. 1994.
- [4] T.Kim, "Side match and overlap match vector quantizers for images," *IEEE Trans. IP*, vol.1, no.2, pp.170-185, Apr. 1992.
- [5] R.L.Baker and R.M.Gray, "Differential vector quantization of achromatic imagery," in *Proc. of International Picture Coding Symposium*, Mar. 1983.
- [6] N.M.Nasrabadi and S.A.Rizvi, "Next-state function for finite-state vector quantization," in *Proc. of ICASSP.*, pp.617-620, Apr. 1994.
- [7] Y.Linde, A.Buzo, and R.M.Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, no.1, pp.84-95, Jan. 1980.
- [8] H.M.Hang and J.W.Woods, "Predictive vector quantization of images," *IEEE Trans. ASSP*, vol.33, no.11, pp.1208-1219, Nov. 1985.

— 저 자 소 개 —

李承駿(正會員) 第31卷 B編 第7號 參照
현재 서울대학교 전자공학과 박사
과정



梁景好(正會員)
1964年 10月 4日生. 1987年 2月
서울대학교 전자공학과 졸업.
1989年 2月 동 대학원 졸업(공학
석사). 1995年 2月 동 대학원 졸
업(공학박사). 1995년 3월-현재
서울대학교부설 뉴미디어통신공동
연구소 특별연구원. 주관심분야는 영상압축 및 HDTV
신호처리 등.



金哲佑(正會員)
1968年 8月 19日生. 1991年 2
月 서울대학교 전자공학과 졸업.
1993年 2月 동 대학원 졸업(공
학석사). 1993年 3월~현재 동
대학원 박사과정 재학중. 주관심
분야는 영상압축 및 HDTV 신호

처리.

李忠雄(正會員) 第31卷 B編 第7號 參照
현재 서울대학교 전자공학과 교수