

신경망을 이용한 저비트율 영상코딩

정연길^{*} · 최승규^{*} · 배철수^{*}

^{*}관동대학교

Low Bit Rate Image Coding using Neural Network

Yeon-gil Jeong^{*} · Seung-gyu Choi^{*} · Cheol-soo Bae

^{*}Kwandong University

E-mail : knowind19@hotmail.com

요 약

벡터변형은 벡터 양자화(VQ)와 부호화를 통합한 새로운 방법이다. 최근까지 부호화에 적용된 코드북 생성은 LBG 알고리즘이었으나 신경회로망을 기반으로 한 자기생성 특성맵(SOFM: Self Organizing Feature Map)의 장점을 이용하면 시스템의 성능을 개선할 수 있다는 점에 착안하였다. 본 논문에서는 SOFM 알고리즘을 적용한 VTC(Vector Transformation coding)코드북 생성과 LBG 알고리즘의 부호화에 대한 결과를 비교하여 분석하였다. 벡터 양자화의 문제점은 계산의 복잡성과 코드북 생성에 있으므로 본 연구에서는 이 문제의 해결을 위해 신경망 접근법을 제안한다.

ABSTRACT

Vector Transformation is a new method unified vector quantization and coding. So far, codebook generation applied to coding was LBG algorithm. But using the advantage of SOFM (Self-Organizing Feature Map) based on neural network can improve a system's performance. In this paper, we generated VTC(Vector Transformation Coding) codebook applied with SOFM algorithm and compare the result for several coding rates with LBG algorithm. The problem of Vector quantization is complicated calculation and codebook generation. So, to solve this problem, we used neural network approach method.

키워드

벡터변형, 신경회로망, 자기생성특성맵, LBG알고리즘

1. 서 론

이미지와 비디오 코딩을 DCT(Discrete Cosine Transform) 또는 DWI(Discrete Wavelet Transform) 코딩변환을 사용하는데 이것은 JPEG, MPEG-1, MPEG-2에서 표준으로 폭넓게 적용되어 왔다.

여기서, 양자화 기법은 스칼라 양자화(SQ)와 벡터 양자화(VQ)를 적용할 수 있는데 정보이론에 따르면 항상 벡터 양자화가 더 좋은 성능을 보인다. 그러나 벡터 양자화(VQ)결합에서도 몇 가지 불만족스러운 결과가 나타난다.

첫째, 신호들은 불상관성을 갖는 반면 벡터 양자화는 과잉 신호를 필요로 한다는 것이다. 둘째, 벡터 양자화는 계산이 복잡하고 코드북 생성에 어려움이 있었다.[1] 그래서 이 문제를 해결하기 위한 다른 접근법을 채택할 필요가 있었다. 본 논문에서는 이러한 문제 해결을 위해 신경망 접근법을 제안한다. SOFM(Self Organizing Feature Map) 코드북은 형태학적 계수 특성이 초기조건에 민감하지 않고 빠른 수렴특성을 갖는 이점이 있다. 형태학적 계수특성은 코드북 검색시 계층형 코드북 설계로 계산의 복잡성을 줄일 수 있는 이

점이 있어 실시간 시스템을 만족시킬 수 있다.

II. 본 론

신호처리단계(표본화), 양자화 단계, 무손실 부호화 단계로 구별되는 디지털 통신 방식에서 양자화 단계의 압축율은 시스템의 성능을 결정하는 중요한 요인이다. 양자화는 스칼라 양자화(SQ)와 벡터 양자화(VQ)로 구별되는데 벡터 양자화(VQ)가 압축 율과 SNR이 더 좋은 성능을 보인다. 신호 변형 기법은 부호화시스템을 흐름에 적용되어 발전되어 왔으므로 벡터 양자화(VQ)는 자연스럽게 발전하였다. Li 와 Zhang[2]은 새로운 기법을 개발하여 관심을 끌었다. 이 기법은 일반적으로 벡터 양자화에서 스칼라에 벡터를 적용하는 대신 벡터들에 벡터를 적용하는 것이다.

1. 벡터변형

벡터 양자화(VQ)가 변환 영역에서 벡터에 직접 적용되면 벡터들은 불상관성으로 인해 벡터 양자화(VQ)의 수행 결과가 감소하게 된다. 그래서 내부벡터의 상관성을 보존하여 벡터 변형 실행한 후, 내부벡터의 상관성을 줄여야 한다. 이와 같은 요건을 충족하는 파라미터가 고유결합요소(ICF: Intrinsic Coupling Factors)이다.

벡터 x의 ICF값은 다음과 같이 표현된다.[2]

$$F(x) = 1 - \frac{Dx[Det(Rx)]^{\frac{1}{D}}}{Tr(Rx)} \dots\dots(1)$$

여기서, D는 벡터 x의 차원이고 Rx는 공분산 행렬, Det(Rx)는 Rx의 행렬식이고 Tr(Rx)는 Rx의 흔적이다.

변형 처리 전과 후의 영상 ICF값에 대한 비교 그림은 아래와 같다.



(a)



(b)

그림 1. 샘플화된 영상과 DCT 계수

원 영상의 벡터는 높은 내부벡터의 상관성 때문에 높은 ICF 값을 갖는다. 변형처리는 이러한 상관성을 감소시킬 뿐 아니라 변형 설계의 적절한 선택으로 상관성을 보존하기로 한다.

변형 처리를 벡터변형이라 하고 다음과 같이 표현한다.

$$x(n, m); n, m = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

x(n,m)은 사이즈 M×M인 벡터 열이다.

여기서, 2-D VT 변형은 아래와 같이 정의된다.

$$X(k, l) = \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} V_{m,l} x(n, m) H_{n,k} \dots(2)$$

$$x(n, m) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} V_{m,l}^T X(k, l) H_{n,k}^T \dots(3)$$

단, l≠0, k≠0 이면 식 (4), 식(5)에서

$$V_{m,0} = H_{n,0} = \sqrt{\frac{1}{N}} I \text{ 이다.}$$

$$V_{m,l} = \sqrt{\frac{2}{N}} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi(2m+1)l}{2N}) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \cos(\frac{\pi(2m+1)l}{2N}) & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \cos(\frac{\pi(2m+1)l}{2N}) \end{bmatrix}$$

$$= \sqrt{\frac{2}{N}} \cos(\frac{\pi(2m+1)l}{2N}) I \dots\dots(4)$$

$$H_{n,k} = \sqrt{\frac{2}{N}} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \cos(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}) & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \cos(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}) \end{bmatrix}$$

$$= \sqrt{\frac{2}{N}} \cos(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}) I \dots\dots(5)$$

여기서 I는 동치 행렬이다.

벡터 변형을 이용하면 벡터 성분들 사이에는 상호간에 높은 상관성을 갖는 벡터들과 낮은 상관성을 갖는 벡터들로 표현된다.

2. 코드북 생성

2-1. LBG 알고리즘

코드북 생성의 일반적인 방법은 벡터 클러스터링(clustering)이고 K-평균 알고리즘과 LBG 알고리즘은 이러한 목적으로 사용되어 왔다.[3] 다른 방법으로는 SOFM 알고리즘을 들 수 있다.

2-2. SOFM 신경망 알고리즘

SOFM에서 입력벡터는 우수클래스뿐만 아니라 주변 클래스도 업데이트하는데 이용된다. 열벡터 x 는

1) 다음 식에 따라 분류되고

$$x \in C_i \quad \text{if} \quad \|x - w_i\| = \min_j \|x - w_j\|$$

2) 특징 w_j 는 다음 식에 따라 업데이트한다.

$$w_j(t+1) = \begin{cases} w_j(t) + \alpha(t)[x - w_j], & C_j \in N(C_i, t) \\ w_j(t) & C_j \notin N(C_i, t) \end{cases} \quad \dots(6)$$

여기서, w 는 특징벡터이고 α 는 $0 < \alpha < 1$ 범위를 갖는 학습파라미터이다. 그리고 $N(C_i, t)$ 는 시간 t 에서 우수클래스 C_i 의 근처에 존재하는 클래스의 열이 된다. 위와 같은 사실에서 LBG 알고리즘은 $N(C_i) = \{C_j\}$ 라는 한 개의 크기를 갖는 우수와 인접 벡터를 포함하는 SOFM 알고리즘의 일괄모드인데 한 개의 클래스 내에서는 그 클래스의 평균값을 벡터 w_i 로 맞추어 줌으로써 MSE 왜곡을 최소화하는 알고리즘으로 정리된다.

$$D_{MSE}(x, w_i) = E[\|x - w_i\|^2], \quad x \in C_i \quad \dots(7)$$

III. 결론 및 검토

본 논문에서는 512×512 픽셀 사이즈이고 8bit 그레이 레벨의 비트맵 이미지를 사용하였다.

우선, 원 영상에서 32×32 픽셀 서브이미지를 16×16 으로 서브 샘플하여 각 서브이미지를 벡터 변형에 적용한다. 다음, VTC 특성을 이용하여 벡터들을 양자화 하고 각각의 32×32 벡터들은 16개의 클래스로 분류하게 되는데 각 클래스에 대해서 코드북을 생성한다. 결과적으로 16개의 코드북을 만들고 코드북 할당은 이미 고정되어 있기 때문에 4비트를 사용하는 대신에 각 코드북을 동일하게 하는 추가 비트가 없는지만을 검토한다.

표1은 4가지 비트 율에 대한 LBG 알고리즘과 SOFM 알고리즘을 이용하여 Lena 영상의 인코딩과 디코딩 결과를 나타내었다.

그리고 그림2는 습득 벡터를 이용한 원영상이고 그림 3과 4는 비트 율에 대한 LBG 알고리즘

과 SOFM 알고리즘을 이용한 처리 영상이다.

표1. 각 비트 율에 대한 코딩결과

	비트율 (bpp)	비교율 (times)	Lena PSNR(dB)	
			LBG	SOFM
1	0.078	103	26.00	18.24
2	0.094	85	27.93	19.93
3	0.109	73	29.95	21.58
4	0.125	64	32.68	25.31



그림2. Lena 원영상



(a) SOFM (b) LBG
그림3. Lena 0.094 bpp



(a) SOFM (b) LBG
그림4. Lena 0.125 bpp

참고문헌

[1] A.B. Suksmono & Kondo. Low Bit Rate Image Coding Based on Vector Quantization with Neural Network Approach. JSPS Resch. Report, March 1998.

- [2] W. Li & Y.Q. Zhang. Vector Based Signal Processing and Quantization for Image and Video Compression. Proc. IEEE, Vol. 83, No.2, Feb 1995.
- [3] Y. Linde, A. Buzo, and R.M. Gray. An Algorithm for Vector Quantizer Design. IEEE Trans. Commun., Vol. COM-28, pp.84-95, Jan. 1980.
- [4] S. Haykin. Neural Networks, A Comprehensive Foundation. Mac Millan, 1994.
- [5] R.D. Dony & S. Haykin. Neural Network Approaches to Image Compression. Proc. IEEE, Vol.83, No.2, Feb 1995.
- [6] T. Kohonen. The Self Organizing Map. Proc. IEEE, Vol.78, No.9, Sep. 1990.
- [7] Weiping Li. On Vector Transformation. IEEE trans. on signal proc, Vol.41, No.11, Nov 1993.