

클러스터의 양자화 에러를 고려한 개선된 K-means 알고리즘

유성필*, 권동진, 광내정, 박원배, 송영준, 안재형
충북대학교 정보통신공학과

An Improved K-means Algorithm Quantization Error in Clusters

Sung-Pil Ryu*, Dong-Jin Kwon, Nae-joung Kwak., Won-Bae Park, Young-Jun Song, Jae-Hyung Ahn
Dept. of Computer and Communication Engineering, Chungbuk Nat'l Univ.
E-mail : cucus@chollian.net

요 약

영상을 적은 비트로 표현할 때 먼저 양자화를 이용하여 칼라맵을 생성한다. 그리고 적은 비트의 칼라맵으로도 인간의 시각에 적합하게 표현하기 위해 디더링을 결합한다. 본 논문에서는 디더링 기법중 오차확산법이 주변화소로 양자화 에러를 확산한다는 것을 고려하여 칼라맵을 생성하는 새로운 방법을 제안한다. 제안방법은 LBG 알고리즘의 개선하여 클러스터의 양자화 벡터를 구하는 각각의 반복단계에서 현재 양자화 벡터와 새로운 중심값(centroid)을 연결하는 직선 상에서 새로운 양자화벡터를 구하는 기존의 알고리즘에 에러를 고려하여 새로운 양자화 벡터를 얻을 수 있도록 하였다. 제안방법을 적용하였을 때 기존의 LBG 알고리즘에 비해 양자화 영상과 디더영상의 화질이 개선되었다. 또한 각 칼라별 MSE 와 영상전체 MSE 에 대해서도 제안방법은 기존의 LBG 알고리즘에 대해 개선되었다.

1. 서론

벡터 양자화(VQ:vector quantization)는 손실 데이터 압축에서 영상데이터의 양을 효율적으로 줄여주는데 사용되는 기법으로, 기존에 사용되는 스칼라 양자화(scalar quantization)를 대신하여 여러 영상 전송 에 적용하는 기법이 연구되고 있다. 벡터 양자화는 공간적으로 인접한 화소값들 간에는 상관성이 높다는 특성을 이용하여 미리 훈련시켜 높은 코드북을 참조하여 거리(distance)가 가장

가까운 코드벡터의 지표(index)를 전송하는 부호화방식이다[1]-[3]. 따라서 코드북 설계 방법이 그 성능을 결정짓는 가장 중요한 요소이며, 일반적으로 Linde 등이 제안한 LBG 알고리즘이 널리 사용되고 있다[4].

LBG 알고리즘은 훈련 전과정에 걸쳐 모든 훈련 벡터를 사용하여 반복과정(iteration)을 행하므로 계산량이 많아 훈련시간이 길고, 최종 코드북은 초기 코드벡터들에서 훈련벡터들을 이용하여

지역적으로 최적화(locally optimization)시킨 결과이므로 초기화가 적절하지 못하면 부호화시 PSNR(peak signal to noise ratio) 성능이 좋지 못하다.

그러므로 LBG 알고리즘의 훈련시간을 줄이기위하여 최근 고속 알고리즘들이 제안되었다. Chang 등은 훈련벡터들의 평균값 분류에 의해 계산량을 줄여서 빠른 탐색을 하는 방법을 제안하였으며[5], Lai 등은 훈련 벡터 이전의 반복과정 중에 보였던 클래스 정보를 이용하여 빠른 탐색을 행하는 방법을 제안하였다[6].

또 다른 방법으로 훈련시간을 줄이면서 초기화가 필요없는 방법들이 제안되었으며 Buzo 등은 트리구조 벡터 양자화를 제안하였다[7]. 각 노드에서 미소변위를 이용하여 훈련벡터들이 두개의 영역으로 나누어지는데, 이런 이진트리 구조의 분할은 영역의 수가 원하는 코드북의 크기가 될 때까지 반복한다. 각 영역의 중심 즉, 평균벡터가 최종 코드북의 코드벡터가 된다. 그리고 같은 의도로 각각의 훈련 벡터들에서 시작하여 벡터공간에서 거리가 가까운 벡터끼리 뭉쳐가며 원하는 코드벡터 수 만큼의 클러스터를 만들어 그 중심들을 코드벡터로 하는 PNN(pairwise nearest neighbor) 방법이 제안되었다[8]. 그러나 이러한 방법들은 초기코드북이 필요없고 큰 계산시간의 감축에도 불구하고 성능면에서는 LBG 알고리즘에 미치지 못했다. 최근에는 Lee[9]등이 기존의 LBG 알고리즘[7]보다 더 빠르게 수렴하는 개선된 LBG 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 LBG 알고리즘의 근간을 이루는 기존의 K-means 알고리즘의 중심값의 갱신하는 방법을 변환하여 LBG 알고리즘의 수렴속도를 개선했으며, 성능도 LBG 알고리즘에 떨어지지 않는다.

만약 VQ 를 이용하여 양자화할 경우 양자화된 칼라수가 적어지면 원래의 영상을 표현하기 어려워진다. 이런 저해상도 영상을 인간의 시각효과를 이용하여 가급적 원영상의 내용에 가깝게 만드는 것을 디더링(dithering)이라고 한다.

다양한 디더링 중에서 우수한 특성을 보이는 오차확산법(error-diffusion)은 현재화소의 양자화시 발생하는 오차를 추후처리를 위해 주변화소들에 적절히 분산시켜 평균에러를 영으로 만드는 방법으로서, Floyd 등에 의해 제안되었다[10]

본 논문에서는 디더링이 수행된 후에 더 좋은 화질로 표현할 수 있는 VQ 를 이용한 칼라맵을 생성방법을 제안한다. Lee[9]등이 제안한 알고리즘을 이용하여 새로이 결정된 양자화 벡터에 디더링 후의 시각적 효과를 고려한 에러를 더함으로 더 좋은 화질을 얻을수 있는 새로운 양자화 벡터값을 얻게된다. 2 장에서는 LBG 알고리즘과 오차확산법에 대해 설명한 후 제안 알고리즘을 설명한다. 3 장에서는 기존방법과 제안 방법의 성능을 비교하였으며 4 장에서는 결론 및 향후방향을 제시하였다.

2. VQ 와 오차확산법을 결합한 칼라영상 양자화 알고리즘

2.1 기존의 LBG 알고리즘과 수정된 LBG 알고리즘

LBG 알고리즘[4]은 반복 최적화 알고리즘의 대표적인 것으로 K-평균 집합화(K-means clustering) 방법을 기반으로 한다. 이 방법은 m 차원의 벡터 공간에서의 N 개의 입력 데이터들, 즉 중에서 무작위로 K 개의 초기양자화 벡터(initial quantization vector)들을 선택하고, 왜곡 척도인 TSE(Total Squared Error)를 최소화 되도록 양자화 벡터들을 반복적으로 개선시켜 주는 알고리즘이다. 이 방법에서는 양자화 벡터들을 개선시켜 주기 위하여 모든 입력 벡터에 대해 K 개의 초기 양자화 벡터를 기준으로 유클리드 거리를 계산하고 최소의 값을 가지는 양자화 벡터를 선택하는 벡터 집합을 구성한다. 그리고 이 집합의 평균 벡터를 새로운 양자화 벡터로써 이용하여 다시 최소 TSE 가 될 때까지 알고리즘을 반복한다. TSE 와

최소 유클리드 거리를 가지는 양자화 벡터를 선택하기 위하여 다음과 같은 식을 이용한다.

$$E_{is_i} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x_i, y_q) \quad (1)$$

$$d(\vec{x}_i, \vec{y}_q) = \arg \min_{1 \leq j \leq K} \|\vec{x}_i - \vec{y}_{q,j}\|^2 \quad (2)$$

여기에서 는 번째 반복 후의 TSE, 는 K 차원의 입력 데이터 벡터, 그리고 는 번째 반복 후의 양자화 벡터를 가리키고 있다.

칼라 영상의 경우는 적색, 녹색 및 청색으로 구성되는 3 차원 입력 칼라 벡터 를 번 알고리즘을 반복 적용한 후에 최소의 TSE 를 가지는 3 차원 출력 양자화 칼라 벡터 를 구하는 것을 의미한다.

LBG 알고리즘에서는 반복성을 제한하는 조건으로서 이전의 양자화 벡터로 구한 TSE 와 새로운 양자화 벡터에서 구한 TSE 의 차의 비가 보다 작을 때까지 알고리즘을 반복하는데 다음과 같다.

$$\frac{E_{is_{i-1}} - E_{is_i}}{E_{is_i}} < \epsilon$$

(3)

여기에서 은 양자화 알고리즘을 번 반복한 후의 TSE 를 의미한다.

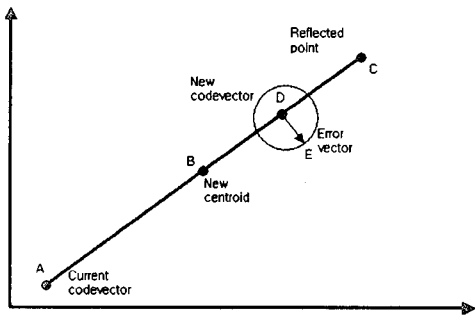


그림 1. 새로운 코드북 갱신방법

Lee 등에 의해 수정된 K-means 알고리즘[9]은 새로운 코드북 갱신 과정에서 중심값을 수정 하는 부분 이외의 과정은 기존의 LBG 알고리즘의

과정과 동일하다. 그림 1 에서 새로운 양자화 벡터(New Codevector)는 모든 단계에서 얻어진 클러스터의 새로운 중심값(New Centroid) B 로 대신하지 않고 현재의 코드벡터(Current Codevector) A 와 새로운 중심 B 를 기준으로 대칭을 이루는 반사점(Reflected point) C 를 연결하는 직선상의 한점으로 선택된다. 식 (4) 는 새로운 코드벡터를 구하는 식이다.

$$\vec{y}_{i+1} = \vec{y}_i + s \times (\vec{M}_{i+1} - \vec{y}_i) \quad (4)$$

여기서 는 번째 반복 후의 양자화 벡터, 은 번째 중심점, 는 수정된 양자화벡터, s 는 스케일 값이다. 이 때 $s < 1$ 이면 기존의 k-means 알고리즘보다 수렴이 더 느리고, $1 < s < 2$ 일때 수렴이 더 빠르고 mean-squared error 항에서 더 좋은 성능을 가져오고 $s > 2$ 일때 더 나쁜 성능을 나타내며 천천히 수렴하든지 수렴하지 않는다. 개선된 K-means 알고리즘은 고정된 scale factor=1.8 일때 가장 좋은 결과를 가져온다. $s=1$ 일때 개선된 K-means 알고리즘은 기존의 K-means 알고리즘 과 동일하게 된다.

2.2 오차 확산법 (error-diffusion)

1976 년 Floyd 에 의해서 처음 제안된 오차확산법[10]의 기본 구조는 그림 2 과 같다. 현재 화소의 이전값은 입력화소와 인접한 화소오차의 합을 임계값과 비교함으로써 결정된다.

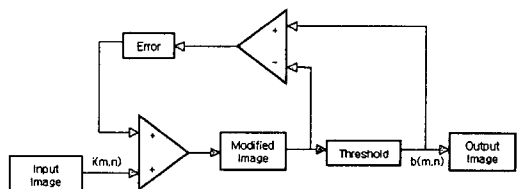


그림 2. Floyd 오차확산법의 구조

그리고 현재화소를처리한 오차는 이진값에서 입력화소와 인접화소오차의 합을 뺀 값이 된다. 이를 수식으로 표현하면

$$b(m,n) = step[i(m,n) + \sum a_{jk}e(m-j,n-k) - t] \quad (5)$$

$$e(m,n) = b(m,n) - [i(m,n) + \sum a_{jk}e(m-j,n-k)] \quad (6)$$

이 된다. 여기서 i 는 이진 출력화소이고, e 는 연속계조 입력화소, b 는 이진화소 처리후 생긴 오차값이다. 함수는 괄호안의 값이 음수이면 0 을, 양수이면 1 로 정의된다. t 는 임계값으로써 연속계조 화상이 0 에서 1 사이에 분포한다면, 일반적으로 0.5 로 상수값이다. 그리고 a_{jk} 는 오차확산 계수로써 인접화소의 오차를 입력화소에 더하는 가중값으로, Floyd 가 제안한 표준 오차확산법에서는

$$\begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} \\ a_{10} & * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/16 & 5/16 & 3/16 \\ 7/16 & * & * \end{bmatrix}$$

과 같다.

2.3 제안방법

오차 확산법은 양자화 화소의 에러를 주변화소로 확산함으로 인간의 시각에 더 적합한 영상을 얻도록 한다. 이러한 양자화 에러를 고려하여 VQ 의 코드북 생성시 클러스터의 중심값을 구하는 각각의 반복단계에서 Lee 등에 의한 개선된 K-means 알고리즘[9]에 에러를 첨가하여 새로운 중심값을 얻을 수 있도록 하였다.

$$E_{C_i}^j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x_{C_i}^j, y_{C_i}^j) \quad (7)$$

$$\overline{y}_{i+1} = \overline{y}_i + s \times (\overline{M}_{i+1} - \overline{y}_i) + \mu \times E_{C_i}^j \quad (8)$$

8)

식 (7)은 클러스터 에서 j 번째 반복 후 에러를 구하는 식으로 는 클러스터 에서 j 번째 반복 후의 평균에러, 는 클러스터 에서 입력 데이터 벡터, 그리고 는 번째 반복 후의 양자화 벡터를 가리키고 있다. 식 (8)은 본 논문에서 제안한 양자화벡터 갱신 방법이다. Lee 등이 제안한 방법으로 얻은 값에 클러스터 의 평균에러에 가중치를 곱하여 더해줌으로 새로운 양자화벡터를 얻는다.

앞의 그림 1 에서 Lee 등이 제안한 알고리즘에 의해 구해진 D 는 에러를 더해주어 새로운 양자화 벡터를 구하는 제안 방법을 적용할 경우 에러의 방향을 따라 ϵ 로 변경된다.

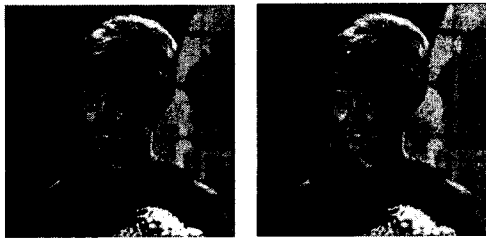
3. 시뮬레이션 및 성능 분석

본 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 기존의 LBG 알고리즘과 제안방법을 영상에 적용하였을 때의 화질을 비교하였다. 영상으로는 256 x 256 크기의 RGB 칼라 영상인 Lena, Barbara, badoon, 그리고 girl 을 대상으로 하였다. 초기 양자화 벡터 생성방법은 spilling 기법을 사용하였다.

기존의 Lee 등이 제안한 방법에서는 스케일 값을 1.8 로 정했지만 제안 알고리즘에서는 에러 벡터가 첨가되는 것을 고려하여 1.7 로 하였다. 또한 에러 가중치 는 0.3 으로 하였다. 만약 에러의 가중치가 커지면 첨가되는 에러 값이 커지므로 코드벡터의 수렴조건을 벗어나게 된다. 따라서 에러 가중치는 0.1 0.5 사이의 값으로 제한한다.



그림 3 원영상



(a) 양자화(LBG) (b) 디더링(LBG)



(c)양자화(제안방법) (d)디더링(제안방법)

그림 4 LBG 알고리즘과 제안방법의 결과 영상

그림 4 는 기존의 LBG 알고리즘과 제안방법을 girl 영상에 적용하여 16 칼라로 표현한 예를 보인다. 기존의 LBG 알고리즘의 경우보다 제안방법의 경우는 양자화영상이나 디더링 영상 모두 얼굴과 배경영역에서 더 좋은 화질을 보여준다.

그림 5 는 8 칼라, 16 칼라 32 칼라로 양자화 칼라수를 다르게하여 girl 영상에 적용한 예이다. 그림에서 볼 수 있듯이 8 칼라의 적은 칼라에 디더링을 적용했을 때 훨씬 좋은 화질을 얻을 수 있었다. 또한 32 칼라 양자화 영상이나 디더링 영상은 원본과 거의 비슷한 화질을 보였다.

4. 결론

본 논문은 LBG 알고리즘을 이용하여 코드북을 만드는 개선된 방법을 제안한다. 제안 알고리즘은 클러스터의 중심값을 구하는 각각의 반복단계에서 개선된 K-means 알고리즘에 에러를 추가하여 새로운

양자화 벡터값을 얻을 수 있도록 하였다. 적은 비트로 양자화할 경우 인간의 시각에 적합한 화질을



(a) 8 칼라(양자화) (b) 8 칼라(디더링)



(c) 16 칼라(양자화) (d) 16 칼라(디더링)



(e) 32 칼라(양자화) (f) 32 칼라 (디더링)

그림 5 칼라수에 따른 영상의 화질 비교

표 1. LBG 알고리즘과 제안 알고리즘 MSE 비교

영상	방법	구분	칼라			TSE
			Red	Green	Blue	
girl	LBG	palette	132.01	89.54	98.36	106.63
		dither	135.32	100.50	104.85	113.56
	제안 방법	palette	127.53	85.59	101.14	104.75
		dither	137.03	96.16	103.82	112.34
babara	LBG	palette	85.77	47.96	64.68	66.14
		dither	92.74	53.66	66.84	71.08
	제안 방법	palette	87.81	45.73	60.39	64.64
		dither	94.33	51.38	62.93	65.55
bridge	palette	104.88	69.84	86.48	87.07	
	LBG	dither	108.96	72.40	104.63	95.33

제안	palette	96.02	56.55	103.84	85.47
방법	dither	100.04	62.46	113.19	91.90

얻기 위해 결합하는 오차 확산법은 주변화소로 양자화 에러를 확산한다 본 논문에서는 각 화소에서 주변화소로 확산되는 양자화 에러를 고려하여 양자화 벡터값에 적절한 에러를 더하여 왜곡을 최소화하는 양자화 벡터값을 선택하였다. 제안방법을 적용하였을 때 기존의 방법에 비해 양자화 영상과 디더 영상의 화질이 개선되었다.

표 1 은 LBG 알고리즘과 제안 알고리즘의 성능을 비교한 결과이다. 각각의 칼라 Red, Green, Blue 에 대한 MSE 와 TMSE(Total MSE : 영상 전체 MSE)를 보여준다. 제안 알고리즘은 LBG 알고리즘에 비해 성능이 개선되었음을 보여준다.

향후 속도를 개선하면서 에러의 방향 성분을 고려하여 화질을 개선할 수 있는 방법이 연구되어야 한다.

[참고문헌]

[1] R. M. Gray, "Vector Quantization," *IEEE ASSP Mag.*, vol. 1, pp.4-29, Apr. 1984

[2] A. Gersho and R. B. King, "Image Coding Using Vector Quantization: A Review," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-36, pp. 957-971, Aug. 1988.

[3] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector quantization and Signal Compression*: Kluwer Academic Publishers, 1992.

[4] Y. Linde, A. Buzo, and R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantization." *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, Jan. 1980

[5] C. Chang and Y. Hu, " A Fast LBG Codebook Training Algorithm for Vector Quantization," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 44, pp. 1201-1208, Nov. 1998.

[6] J. Z. C. Lai and C. C. Lue, "Fast Search Algorithm for VQ Codebook Generation," *Journal of Visual Commun. and Image Representation*, vol. 7, pp. 163-168, Jun. 1996.

[7] A. Buzo, A. H. Gray Jr., R. M. Gray, and J. D. Markel, "Speech Coding Based upon Vector Quantization," *IEEE Trans. Inform. Theroy*, vol. IT-28, pp. 562-574, Oct. 1980

[8] W. H. Equitz, "A New Vector Quantization Clustering Algorithm," *IEEE Trans. Acust., Speech, and Signal Processing*, vol. 37, pp.1568-1575, Oct. 1989.

[9] Daeyong Lee, Seongjoon Baek, and Koengmo sung, " Modified K-means Algorithm for Vector Quantizer Design," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 4, NO. 1, Jan. 1997

[10] R. W. Floyd and L. Steinberg, "An adaptive algorithm for spatial scale," *Proc. Soc. Inf. Dsip.*, 17, pp. 75-77, 1976.