

히스토그램 기반 영상 의존적 칼라 양자화 알고리즘

권동진, 유성필, 박원배, 곽내정, 안재형
충북대학교 정보통신공학과

Image Dependent Color Quantization Algorithm Based Histogram

Dong-Jin Kwon, Soung-Pil Ryu, Won-Bae Park, Nae-Joung Kwak, Jae-Hyeong Ahn
Dept. of Computer and Communication Engineering, Chungbuk Nat'l University
E-mail : djkwon77@hotmail.com

요약

현재 널리 사용되는 hand-held형 단말기들은 영상을 표현할 때 제한된 수의 칼라만으로 표현할 수 있다. 따라서 자연색 칼라 팔레트를 이용하여 단말기에 나타낼 때 최적의 칼라 팔레트를 구현하는 것과 원영상의 각각의 칼라로부터 팔레트 칼라로 최적으로 정합 시키는 것이 요구된다.

본 논문에서는 효율적으로 칼라 팔레트를 설계하는 히스토그램 기반 영상 의존적 스칼라 양자화 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘은 칼라 우선순위 결정 부분과 양자화 부분으로 구성되며 양자화 후 ANC(Adaptive Neighborhood-Clustering) 알고리즘을 적용하여 성능을 개선한다. 이 방법은 자연색 칼라 영상을 적은 비트로 표현했음에도 출력 영상이 인간의 눈에 적합하다.

1. 서론

현재 널리 쓰이는 칼라 디스플레이 장치가 달려 있는 손쉽게 휴대할 수 있는 hand-held 형 단말기는 여러 가지 제약으로 표현할 수 있는 칼라의 수가 제한되어 있다. 대부분 표현 가능한 정보량은 $2^2(=4)$ ~ $2^8(=256)$ 정도로 2^{24} 의 해상도를 가지는 실제 칼라 영상들은 256 칼라보다 훨씬 많은 칼라들을 가지고 있으므로 256 칼라 팔레트를 구성하여 실제 영상을 표현하는 양자화 알고리즘과 화질을 최대한 보존하는 양자화 알고리즘이 필요하다.

일반적인 양자화 방법으로는 반복 최적화 방법(recursive optimization method)[1], 분할기법(devisive technique)을 이용한 방법[2], 집단화

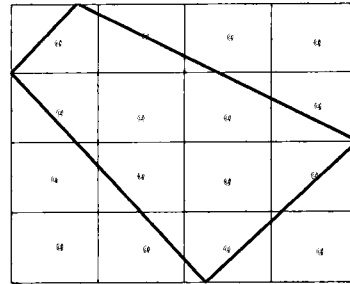
(clustering) 방법[3] 등이 있다. LBG 알고리즘[1]은 반복 최적화 기법의 대표적인 것으로 원영상과 양자화된 영상사이의 양자화 오차가 최소가 될 때까지 알고리즘을 반복하면서 양자화 칼라를 개선시켜주는데 양자화 오차는 최소가 되지만 반복과정에서 모든 입력 칼라 벡터를 탐색하여 양자화 칼라를 개선시키므로 양자화에 요구되는 시간은 매우 길다. Median-cut 알고리즘[4]은 칼라 공간을 직사각형 박스들로 분할하여 각 단계마다 가장 길이가 큰 박스를 최대의 변환 범위를 가지는 축을 따라 중간 화소를 분할 면으로 하여 이등분하며 이진 분할 알고리즘[2]은 칼라 공간에 임의로 주어진 영역을 칼라 변화가 최대인 방향을 따라 분할하는 방법으로 평탄 영역에서 인간 시각의

특성이 양자화 오차에 더욱 민감함을 이용한 공간 환성 가중치를 이용하였다. 분할방법은 칼라 벡터 공간을 독립적인 부 영역으로 나누어서 각각의 영역에서 대표 칼라를 선택하여 팔레트 칼라로 하는 방법으로 양자화에 요구되는 시간은 짧으나 왜곡오차가 크다는 단점이 있다. 영상 의존적 양자화 방법[5]은 각 칼라 성분, 각 칼라의 분산에 따라 적합한 비트를 할당하고 양자화 하는 두 단계로 구성되어 있다. 양자화는 recursive binary moment-preserving thresholding을 이용하는데 이 방법은 영상의 통계적 특성을 보호함으로써 더 좋은 화질을 얻을 수는 있지만 통계적인 오차에 영상의 화질이 민감하게 저하되며 순환적인 성질을 이용하므로 시간적으로도 느려지는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 개선하여 히스토그램 기반 영상 의존적 스칼라 양자화 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 각 칼라 성분 중 먼저 양자화할 칼라를 결정하기 위한 우선순위 결정과 히스토그램을 기반으로 해서 칼라 공간을 분할하는 양자화 과정으로 구성된다. 제안방법은 각 칼라의 분산을 이용해 데이터가 집중되어 있는 칼라에 우선순위를 두어 양자화시 적용한다. 히스토그램을 이용하여 우선순위 칼라부터 양자화하고 양자화 결과에 따라 화소들을 클러스터해서 다른 칼라에 대해 양자화 함으로 양자화 에러를 줄였다. 또한 양자화 과정 후 적응적 이웃 화소 클러스터를 적용함으로써 인간의 시각에 더 적합한 화질의 영상으로 재구성되도록 했다.

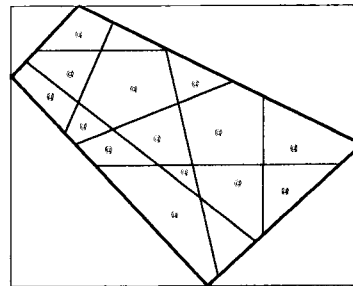
이 논문의 2절에서는 기존의 양자화 방법에 대해 설명하고 3절에서는 제시한 알고리즘에 대해서 서술하였다. 4절에서는 다양한 컬러 양자화 알고리즘의 시뮬레이션 결과를 비교하였다. 5절에서는 결론을 맺으며 이 논문은 구성되었다.

2. ISQ, VQ, DSQ

칼라 양자화란 입력 칼라 영상으로부터 칼라 팔레트를 디자인하는 절차이다. 그림은 Vector Quantization(VQ)와 Independent Scalar Quantization(ISQ)를 보인다. 그림에서 실선은 영상 데이터의 분포가 가능한 영역이고 굵은선의 다각형은 영상 데이터가 실제 분포하는 영역이다. 그리고 '@'는



(a)



(b)

그림 1. (a) ISQ에 의한 2-D 데이터 공간의 분할 (b) VQ에 의한 2-D 데이터 공간의 분할

각 셀의 대표값이다.

그림 1의 (a)는 고정된 크기와 고정된 모양을 갖는 ISQ를 나타낸다. 실제 영상이 분포하는 영역 이외의 영역도 팔레트로 설정되므로 영상을 표현할 때 팔레트를 낭비하고 오차가 심하다. 그림 1의 (b)는 실제 영상이 분포하는 영역을 중심으로 불규칙한 크기와 모양을 갖도록 팔레트가 형성되는 VQ 방식을 나타낸다. 영상 데이터 이외에는 셀이 존재하지 않는다. ISQ에서 낭비되는 셀이 VQ에는 없는 것이다. 따라서 VQ는 ISQ보다 좋은 성능을 보인다. 그러나 VQ는 코드북(codebook)을 전체를 검사하기 때문에 수행시간이 많이 걸리고 초기의 코드북이 잘 설계되지 않으면 성능이 저하된다. 결국 ISQ는 속도는 빠르지만 화질이 좋지않고 VQ는 화질은 좋지만 계산량이 증가한다.

Dependent Scalar Quantization(DSQ)는 ISQ와 VQ의 장점을 절충한 방법으로 영상의 분포를 고려해서 팔레트를 생성하는 VQ의 장점과 계산량이 적어 속도가 빠른 ISQ의 장점을 결합한 방법이다. 그림 2는 칼라 공간에서 입력 영상의 칼라 픽셀의 연

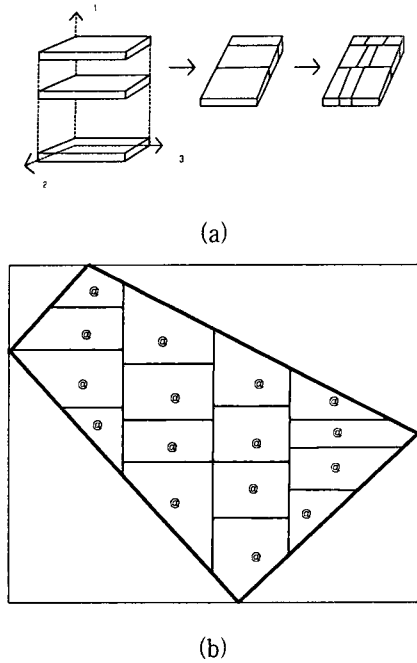


그림 2. (a) DSQ에 의한 칼라 공간의 분할 (b) DSQ에 의한 2-D 데이터 공간의 분할

관성을 사용해 칼라의 분포를 고려해 영상의 칼라 공간을 분할하는 DSQ를 보인다. 영상 의존적 양자화 방법은 칼라 성분의 순서에 따라 순서적으로 칼라 공간을 나눈다. 그림 2의 (a)는 DSQ에 의해 영상을 분할해 먼저 1축을 몇 개의 사각박스들로 나눈다, 그 후에 각 사각박스에서 몇 개의 긴 바를 얻기 위해 2축으로 나눈다. 마지막으로 이 긴 바는 3축으로 나뉘게 되어 컬러 큐브를 얻게 된다. 칼라 공간의 결과 나누어진 것이 그림 2의 (b)에 보인다. 기존의 DSQ는 MP(Moment Preserving) 임계값(thresholding) 기법 [6]을 이용해 각각의 칼라축을 따라 칼라 공간을 분할한다. MP 임계값 기법은 임계값이 원영상의 각 칼라 성분의 모멘트가 변하지 않도록 선택된다는 원리에 기초해서 유사한 칼라 픽셀을 함께 클러스터 하는 것이다. MP 임계값 기법을 이용한 DSQ 방법은 순환적 기법을 이용하므로 계산량이 많고 복잡한 영상에 적용될 경우 계산과정에서의 작은 오차가 영상의 화질 저하의 원인이 될 수있다. 또한, 고주파 영역은 보호되는 반면 저주파 영역에서 등고선(contour)현상이 발

생된다.

3. 제안 알고리즘

제안 알고리즘은 칼라의 분산에 따라 우선 순위를 결정하는 부분과 결정된 우선순위에 따라 칼라를 양자화하는 부분으로 나누어 진다. 그리고 양자화 한후 ANC(Adaptive Neighborhood-Clustering)를 적용했다.

3-1. 우선 순위 결정

R, G, B 각 칼라는 서로다른 분포를 이루어 영상내에 존재한다. 또한 칼라의 분포에 따라 디스플레이 되는 영상도 다르게 보여진다. 그러므로 칼라의 분포는 그 영상의 중요한 특징이 된다.

칼라가 넓게 분포한다는 것은 양자화 했을 때 양자화 레벨에 따른 오차가 커질 수 있다는 것을 의미하며 오차를 줄이는 한가지 방법은 넓게 분포한 칼라를 먼저 양자화하고 양자화한 결과에 따라 화소들을 모아 다시 양자화하는 것이다. 식 (1)은 우선 순위를 결정하는 식이다.

$$P = \text{Max}(\log \frac{\sigma^2}{[\prod_{j=1}^3 \sigma_j^2]^{\frac{1}{3}}}), i = 1, 2, 3$$

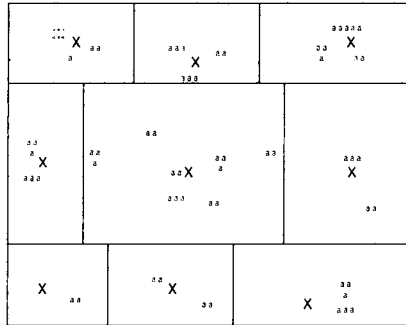
식에서 σ^2 는 분산인데 칼라 성분이 가장 큰 것을 선택해 우선순위를 부여하는 것이다.

3-2. 양자화

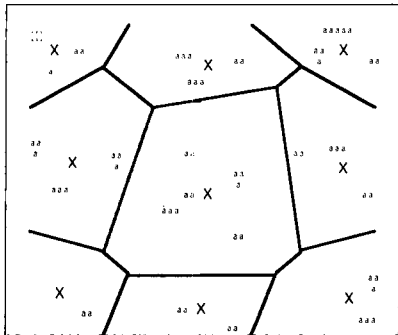
기존의 DSQ는 MP thresholding을 이용해 칼라를 이분하고 분할된 영역에 대해서 다시 분할해 나가는 방법으로 양자화 한다. 제안 방법은 칼라의 히스토그램을 구해서 동일 영역으로 분할하며 각 영역의 대표값으로 그 영역의 메디안 값(Median Value)을 사용했다.

제시한 양자화 방법은 다음과 같은 순서로 양자화한다.

- A. 원영상을 읽어와 분산값에 의해 칼라의 우선순위를 결정



DSQ에 의한 초기 클러스터 분배



ANC에 의한 결과 클러스터 분배

그림 3. (a) 대표 컬러의 순서 (b) DSQ와 ANC에 의한 클러스터링 결과의 2-D 투영. "x"는 클러스터의 매디안 값(Median Value)

- B. 우선 순위가 1인 칼라를 양자화
 - a) 각 영역에 동일한 개수의 화소가 분포하도록 칼라의 히스토그램을 구한다.
 - b) 양자화 레벨에 따라서 양자화 한다.
 - 임계값을 구하고 각 클러스터의 대표값을 매디안값을 이용해 구한다.
- C. 우선순위가 2인 칼라를 양자화 한다.
 - a) 우선순위가 1인 칼라의 클러스터링 결과에 따라 각 클러스터의 히스토그램을 구한다.
 - b) 양자화 레벨에 따라 양자화 한다.
 - 임계값을 구하고 각 클러스터의 대표값을 매디안값을 이용해 구한다.
- D. 마지막 칼라를 양자화 한다.
 - a) C의 a)와 같이 우선순위가 1인 칼라의 각 클러스터에 따라 분류된 우선순위 2인 칼라의 동일



(a) (b)



(c) (d)

그림 4. (a)는 원영상, (b)는 ISQ 알고리즘을 이용해 양자화한 결과 영상, (c)는 DSQ 알고리즘에 의해 양자화한 결과 영상, (d)는 제안한 알고리즘 영상

영역을 클러스터한다.

- b) C의 b)에서처럼 양자화 레벨에 따라 양자화한다.
 - 임계값을 구하고 각 클러스터의 대표값을 구한다.

3-3. ANC

양자화 후에 입력 영상의 유사한 칼라 point의 클러스터링을 대표하는 많은 대표 칼라를 포함하는 칼라 팔레트를 얻을 수 있다. 그림 3은 ANC(Adaptive Neighborhood-Clustering) 알고리즘을 나타내는데 순서는 다음과 같다.

- A. 제시한 DSQ에 의해 형성된 초기 칼라 팔레트를 입력한다.
- B. 연관된 이웃 칼라 인덱스 (l,m,n)로 각 픽셀을 입력하기 위해, 가장 근접한 대표 칼라에 대한 8 이웃 화소 대표 칼라를 찾는다.

표 1. 256 팔레트 크기의 칼라 양자화 알고리즘 비교 (dB)

양자화 \ PSNR	PSNR(R)	PSNR(G)	PSNR(B)	APSNR
ISQ	28.836614	28.785819	22.332967	25.473566
DSQ	29.496401	30.212621	33.468430	30.748405
제안 알고리즘	30.806866	35.578079	38.588379	33.817166

$$(l', m', n') = \arg(\min_{i,j,k} \|I - q(i,j,k)\|_{(2)}^2)$$

for $i = l, m-1 \leq j \leq m+1, n-1 \leq k \leq n+1$

(l', m', n') 입력 픽셀이 연관된 새로운 칼라 index

C. TSE(Total Square Error)가 변화하지 않을 때까지 위의 과정 반복한다.

$$TSE = \sum_{(l', m', n')} \sum_{I \in q(l', m', n')} \|I - q(l', m', n')\|_{(2)}^2$$

4. 실험 및 결과

시물레이션은 256 × 256 크기의 lena 영상을 대상으로 하였고, 영상의 각 화소를 8비트로 표현했으며 적(R) 3비트, 녹(G) 3비트, 청(B) 2비트로 양자화했다. 제안 방법으로 양자화 할 경우 우선 순위 칼라는 1순위가 적, 2순위가 녹, 3순위가 청으로 정해 졌다. ISQ, DSQ, 제안 방법을 적용하여 각 칼라에 대한 PSNR과 APSNR(Average Peak to Peak Signal to Noise Ratio)을 구하여 결과를 비교했다. APSNR은

$$APSNR = 10 \log \frac{3 \times N \times 255^2}{TSE} \quad (4)$$

N : 영상의 전체 크기(size)

TSE : Total Square Error

이다. 그림 4의 (a)는 원영상, (b)는 ISQ 알고리즘을

이용해 양자화한 결과 영상, (c)는 DSQ 알고리즘에 의해 양자화한 결과 영상, (d)는 제안한 알고리즘 영상이다. 제안한 알고리즘에 의한 영상은 고주파 영역이 잘 보존되며 특히 ISQ나 DSQ의 저주파 영역에서 나타나는 등고선 현상이 거의 나타나지 않았다. 표 1에 ISQ, DSQ와 제안 알고리즘에 의한 각 칼라에 대한 PSNR과 APSNR의 비교를 나타냈다. ISQ나 기존의 DSQ에 의한 양자화 결과 보다 제안한 알고리즘은 각 칼라에 대한 PSNR도 증가했고 APSNR도 대략 3-8 dB 증가했다.

5. 결론

이 논문에서는 트루 칼라의 해상도를 가지는 자연 색의 칼라 영상을 $2^8 (=256)$ 가지의 칼라로 표현하기 위해 효율적으로 칼라 팔레트를 설계하는 히스토그램 기반 영상 의존적 스칼라 양자화 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 칼라 우선순위를 결정한 다음 양자화 결과부터 화소들을 클러스터해서 다른 칼라에 대해 차례로 양자화 한다. 영상의 분포를 고려해 칼라 우선순위를 결정하여 양자화하므로 에러를 최소화했다. 또한, 먼저 한 칼라를 양자화하고 클러스터한 후 다른 칼라에 대해 양자화하므로 고주파 영역이 잘 보존되며 특히 저주파 영역의 등고선 현상을 감소시켰다. 그리고 양자화 후 ANC를 적용하므로 적은 비트의 칼라로 양자화되어 저하된 영상의 화질을 인간의 시각에 좀더 적합하도록 고려했다.

[참고문헌]

- [1] Y. Linde, A. Buzo, R. Gray, "An Algorithm for Vector Quantization Design," IEEE Trans. on Comm, vol. Com-28, no. 1, pp. 84-95, Jan. 1980.
- [2] M. T. Orchard, C. A. Bouman, "Color Quantization of Images," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 39, no. 12, pp. 2677-2690, Dec. 1991.
- [3] Z. Xiang, G. Joy, "Color-Image Quantization Agglomerative Clustering," IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 44-48, May 1994.
- [4] P. Heckbert, "Color Image Quantization for Frame Buffer Display," Computer Graphics, vol. 16, no. 3, pp. 297-307, July 1982.
- [5] Soo-Chang Pei, Ching-Min Cheng, "Dependent Scalar Quantization of Color Image," IEEE Trans. on Circuits and System for Video Technology, vol. 5, no. 2, pp. 124-139, April 1995.
- [6] W. Tsai, "Moment preserving thresholding: A new approach," Computer Vision, Graphics and Image Process, vol. 29, pp. 377-393, 1985.