

초점 영역을 고려한 칼라 양자화

양 흥 택*, 백 두 원**

A Discriminative Color Quantization Depending on the Degree of Focus

Hong-Taek Yang*, Doowon Paik**

요 약

본 논문은 지역적으로 초점이 맞는 정도를 고려하여 칼라 양자화 하는 방법을 제안한다. 일반적으로 사진을 촬영할 때, 촬영자는 촬영대상중 부각시키고자 하는 물체에 초점 맞추어 촬영한다. 따라서 대부분의 사진의 경우 사진의 초점이 맞추어진 영역은 사진의 중요한 정보를 담고 있다. 사진을 칼라 양자화 할 때 초점이 맞추어진 영역을 초점이 맞추어지지 않은 영역보다 더 많은 수의 색으로 표현하면 중요한 정보를 자세히 표현 할 수 있다. 본 논문은 사진의 초점이 맞추어진 영역을 찾아내고 이 영역을 더 많은 수의 색으로 표현하는 칼라 양자화 방법을 제안한다.

Abstract

In this paper, we propose a discriminative color quantization algorithm depending on the degree of focus of the regions. When we take pictures, we usually focus the object that we want to emphasize. This means that focused area on the photograph contains important information. If the focused area is displayed with more colors, we can express the important information in more detail. This paper proposes a color quantization method that determines the focused area and assigns more colors for the area.

▶ Keyword : 칼라 양자화(Color Quantization), 초점 영역 검출(Focused area detection)

• 제1저자 : 양흥택 교신저자 : 백두원(dpaik@ssu.ac.kr)

• 접수일 : 2007. 8.9, 심사일 : 2007. 10.1, 심사완료일 : 2007. 10.24.

* 숭실대학교 미디어학과 석사과정, ** 숭실대학교 미디어학부 교수

※ 본 연구는 숭실대학교 교내 연구비 지원으로 수행되었음.

I. 서론

칼라 양자화는 이미지내의 사용된 수의 색을 줄이는 과정이다. 칼라 양자화의 목적은 정해진 수의 색으로 원본 이미지와 최대한 동일하게 표현하는 것이다. 그 방법으로 Octree[1][2], Median-cut[3], K-Means[4] 그리고 Local K-Means[5] 등의 많은 알고리즘이 제안되었다. 이 논문들은 칼라 양자화를 클러스터링 문제로써 정의하고 해결하였다. 그리고 사람 눈의 인식방법의 특징을 이용하여 원본이미지와의 유사도를 향상시키는 방법들도 제안되었다. K. M. Kim[6]과 Y. Deng[7]은 사람의 색 인지 방법과 유사한 색공간(Color Space)인 CIELab, CIEluv를 사용하여 칼라 양자화를 수행하여 원본 이미지와의 유사도를 향상시켰다. Kuk-Jin Yoon[8]은 사람 눈이 색의 변화가 적은 부분에 민감한 특성을 이용하여 색의 변화정도를 고려하여 칼라 양자화 하는 방법을 제안하였다.

II. 초점영역을 고려한 칼라 양자화방법

본 논문은 지역적으로 초점이 맞는 정도를 고려하여 칼라 양자화 하는 방법을 제안한다. 초점이 많이 맞는 부분에 대해서는 이 영역에 전체 정해진 색의 수 중 많은 색을 할당하여 표현하고 초점이 맞지 않는 영역에 대해서는 적은 색을 할당하여 표현한다. 이 장에서는 본 논문이 제안하는 초점 영역을 고려한 칼라 양자화 방법을 설명한다. 그림 1은 제안 방법의 전체 시스템 구조이다. 제안 방법은 크게 초점 영역 검출과 칼라 양자화로 구분된다.

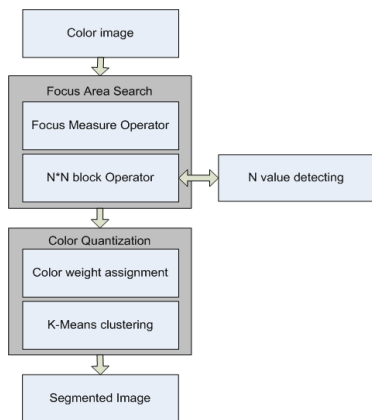


그림 1. 전체 시스템 구조
Fig. 1 Overall System Architecture

2.1 초점 영역 검출

픽셀의 초점이 맞는 정도를 측정하기 위해 Shree K. Nayar[9]는 초점 측정 연산자를 제안하였다. 이 초점 측정 연산자는 확장된 라플라시안 필터이다(식 (1)). 라플라시안의 x, y축의 방향의 2차 미분 값을 각각의 값을 구한 후 절대 값을 취해줌으로써 2방향의 값을 상쇄되지 않고 얻어 낼 수 있다.

$$\Delta f = \left| \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right| \dots\dots\dots (1)$$

이 연산자는 픽셀의 초점이 잘 맞을수록 큰 값을 갖는다. 그러나 초점이 맞는 영역이 비슷한 색이 혼합되어 있다면 이 연산결과는 작은 값을 갖는다. 따라서 이 영역의 픽셀들은 초점이 맞지 않은 영역으로 정의 될 것이다. 이러한 문제점을 보완하기 위해서 본 논문은 이 연산자를 이용하여 블록 단위로 초점이 맞는 영역을 찾는 방법을 제안한다. 이 방법은 이미지를 많은 블록으로 나누고 각 블록이 초점이 맞는 영역인지를 판단한다. 이 방법의 자세한 연산과정은 다음과 같다.

- Step 1. 식 (1)을 이용하여 각 픽셀의 초점이 맞는 정도를 측정한다.
- Step 2. 이미지를 n * n 크기의 블록으로 나누어 각 블록 (i, j)에 대해 각 블록 안에 전체 픽셀들의 초점이 맞는 정도 측정값의 평균값을 구한다.
- Step 3. 각 블록(i, j)에 대해 Step 2에서 연산한 평균값이 이미지 전체 픽셀의 초점 측정값의 평균보다 크다면 그 블록(i, j)을 초점이 맞는 영역으로 규정하고 작으면 초점이 맞지 않은 영역으로 규정한다.
- Step 4. 각 블록(i, j)에 대해 주변 블록 8개가 Step 3에서 규정한 초점이 맞는 영역으로 규정된 블록의 수를 구한다. 이 주변 블록의 수가 임계값 이상이면 그 블록(i, j)을 초점이 맞는 영역으로 규정하고 그 이하이면 초점이 맞지 않은 영역으로 규정한다.

본 논문은 각각의 Step에 따라 이 방법을 구현 하였다. 그림 2(a)는 강아지를 안고 있는 사람을 찍은 이미지이다. 강아지와 사람에 초점이 맞아 있고 나머지 배경 들을 초점이 맞지 않았다. 그림 2(b)는 각 픽셀마다 초점이 맞는 정도를 측정한 결과 값을 큰 값은 밝은 색으로 작은 값은 어두운 색으로 표현한 결과이다(Step 1). 이 결과를 보면 그림 2(a)의 초점이 맞는 영역이라도 비슷한 색이 혼합되어 있다면 어두운 색으로 표현되고 초점이 맞지 않은 영역이라도 다양한 색이 혼합되어 있다면 밝

은 색으로 표현된다. 따라서 이 문제점을 보완하기 위해서 본 논문은 블록 단위로 초점이 맞은 영역을 찾는 방법을 Step2~4를 통해 구현하였다. 그림 2(c)는 Step 3을 적용한 결과이다. 이 이미지는 초점이 맞은 영역으로 규정되면 흰 색으로 표현하고 초점이 맞은 않은 영역으로 규정되면 검은 색을 표현하였다.

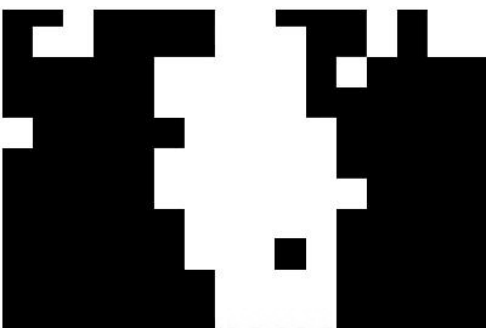
그림 2(d)는 Step 4를 적용한 결과로 블록이 초점이 맞은 영역으로 규정되면 흰 색으로 표현하고 그렇지 않으면 검은 색으로 표현하였다. 그림 2(c)와 그림 2(d)를 비교하면 그림 2(c)에서는 몇 개의 실제 초점이 맞은 영역을 찾아 내지 못한다. 하지만 그림 2(d)에서는 대부분의 실제 초점이 맞은 영역을 초점이 맞은 영역으로 규정하였다.



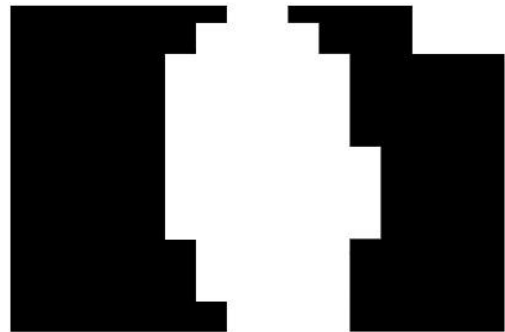
(a) 실험 이미지



(b) 초점이 맞는 정도를 측정된 이미지(Step 1)



(c) Step 3 적용 결과 이미지



(d) Step 4 적용 결과 이미지

그림 2. 실험 이미지에 Step 단계적 적용 결과
Fig. 2 Result that apply Step

2.2 K-means 클러스터링 알고리즘을 이용한 칼라 양자화

본 논문은 초점이 맞은 영역으로 규정된 영역의 사용된 색에 가중치를 주어 K-means 클러스터링 알고리즘을 이용하여 칼라 양자화 한다. 이 방법의 자세한 연산과정은 다음과 같다.

Step 1. 이미지에서 사용된 각각의 색 c 에 대해 가중치를 부여한 빈도수인 $wfreq(c)$ 을 연산한다. 이는 이미지 내의 각 픽셀에 사용된 색 c 가 초점이 맞는 영역으로 규정된 영역에 사용된 색이면 k 배의 빈도수를 부여하고 초점이 맞지 않은 영역으로 규정된 영역에 사용된 색이면 하나의 빈도수를 부여한다. 그림 3은 이를 의사코드(Pseudo Code)로 나타낸 것이다.

```

for i ← 1 to width
  for j ← 1 to height
    c ← usedColor(i, j)
    if focusedArea(i, j) = true
      wfreq(c) ← wfreq(c) + k
    else
      wfreq(c) ← wfreq(c) + 1
return
    
```

그림 3. 가중치를 부여한 빈도수인 $wfreq(c)$ 의 의사코드
Fig. 3 The pseudo code of weighted frequency function

- Step 2. 초기 팔레트 구성
Step 1의 연산 결과 빈도수가 가장 높은 색들로 초기 팔레트 값을 지정한다.
- Step 3. 클러스터링
이지지의 사용된 각각의 색마다 초기 팔레트의 색들과 비교하여 가장 가까운 색을 찾아 클러스터의 대표 값으로 정한다.
- Step 4. 식 (2)을 연산하여 각 클러스터의 새로운 대표 값을 정한다.

$$\bar{c}_j = \left(\sum_{c \in CL} wfreq(c) \times c \right) / \sum_{c \in CL} wfreq(c) \dots (2)$$

Step 5. 각 클러스터의 대표 값이 변하지 않을 때까지 Step 3 과 Step 4를 반복한다.

2.1절에 기술된 방법에 의해 검출된 초점이 맞은 영역을 바탕으로 Step 1에 의해서 가중치가 부여된 빈도수가 결정되고 이를 이용하여 K-means 클러스터링을 이용한 칼라 양자화 한다.

III. 실험 및 성능 평가

본 논문은 단계적인 효율성을 검증하기 위해서 다음과 같은 3가지 실험을 하였다. 첫째, 초점 영역 검출 단계에서 활용하였던 N*N블록의 적절한 N의 설정 값을 도출해 내기 위한 실험을 하였다. 둘째, 여러 장의 이미지를 초점 영역 검출 방법을 통해서 얻은 결과물과 실제 이미지와의 비교를 통하여 초점 영역 검출 방법의 효율성을 검증하였다. 마지막으로 본 논문에서 제안한 칼라 양자화를 통한 결과물과 기존 K-Means 방법을 통한 칼라 양자화 의 결과물을 비교 분석 해보았다.

N*N블록의 적절한 N의 설정 값을 도출해내기 위해서 그림 4에서 보는 바와 같이 N의 값을 실험 이미지의 넓이(800)의 1/8, 1/12, 1/16, 1/20, 1/30, 1/40인 6개의 N의 값(100, 66, 50, 40, 26, 20)을 갖는 N*N 블록을 통해 본 논문에서 제안한 초점 영역 검출방법을 실험하였다.

이 실험 결과는 표 1에서 보는 바와 같이 이미지의 육안으로 실제 초점이 맞는다고 판단된 픽셀의 수는 #focused, 초점이 맞은 영역이지만 검출되지 않은 영역의 픽셀의 수는 #missed, 초점이 맞지 않은 영역을 검출한 영역의 픽셀의 수는 #false로 나타내었다. 제안 방법의 검출영역과 육안으

로 판단한 실제 검출 영역의 일치 확률을 Recall이라고 하고 제안 방법의 검출영역의 정확도를 Precision이라고 하였다. 이것은 다음과 같은 식 (3)으로 표현하였다.

$$Recall = \frac{\#focused - \#missed}{\#focused}$$

$$Precision = \frac{\#focused - \#missed}{\#focused - \#missed + \#false} \dots (3)$$

표 1. 블록 사이즈(N)에 따른 Recall, Precision
Table 1. Recall and Precision for block size(N)

N	#focused	#missed	#false	Recall(%)	Precision(%)
100	103302	25734	32432	75.0	70.5
66	103302	9790	37168	90.5	71.5
55	103302	4265	45963	95.8	68.3
40	103302	4835	47453	95.3	67.4
26	103302	9752	47006	90.5	66.5
20	103302	12557	60295	87.8	60.0

실험 결과는 N의 값이 50(이미지 넓이의 1/16)이상 이었을 경우에 상대적으로 세밀한 검출을 하기 때문에 그만큼 초점이 맞지 않는 영역 검색 범위가 확대되고 내부 초점이 맞은 영역 검출에 손실이 커진다. 이것은 표 1의 Recall값과 Precision값의 감소로 확인된다. 또한 50 이하의 값을 가질 경우 초점이 맞는 영역 검출에 손실 영역이 커진다. 따라서 N의 값이 이미지의 넓이의 1/16의 값을 가질 때 가장 좋은 검색 값을 가진다. 이와 같은 다양한 N값에 대한 실험을 여러 이미지에 대해 실험한 결과 이미지의 넓이의 1/16의 N값이 Recall과 Precision의 가장 높은 결과 값을 보였다.

이러한 결과적 N값을 기준으로 그림 6의 다양한 이미지들을 실험 하였다. 실험 결과는 표 2와 같이 이전의 #actual, #missed, #false, Recall, Precision값과 동일한 형태로 나타내었다.

표 2. 이미지별 Recall, Precision
Table 2. Recall and Precision for images

N	#focused	#missed	#false	Recall(%)	Precision(%)
A	204595	62197	47202	69.5	75.1
B	65560	3138	42578	95.2	59.4
C	53320	6601	2656	87.6	94.6

D	171747	34438	20011	79.9	87.2
E	120834	13587	22753	88.7	82.4
F	155240	44585	17345	71.2	86.4
G	189724	51525	11401	72.8	92.3

표 2에서의 Recall의 평균값은 82.6%, Precision의 평균값은 80.1%의 값을 갖는다. 따라서 제안 방법을 사용하여 초점이 맞는 영역을 검색할 경우 평균적으로 실제 초점이 맞는 영역과 82.6%의 일치 확률과 검출영역의 80.1%의 정확도를 나타낸다. 사용된 이미지들과 검출 영역은 그

림 6를 통해 확인 할 수 있다.

최종적 결과물인 제안한 칼라 양자화의 초점 영역의 쓰인 색의 수와 K-means 알고리즘을 통한 칼라 양자화 의 초점 영역의 쓰인 색의 수를 여러 이미지에 대하여 실험 한 결과 값을 비교하였다(그림 7). 다음의 표 3은 여러 이미지를 각각 64, 128, 256색의 수로 칼라 양자화 하여 비교하였다. 실험에 사용된 이미지는 이전 실험에 사용되었던 그림 6의 7개의 이미지(A, B, C, D, E, F, G)와 그림 2(a)의 이미지(H)이다.

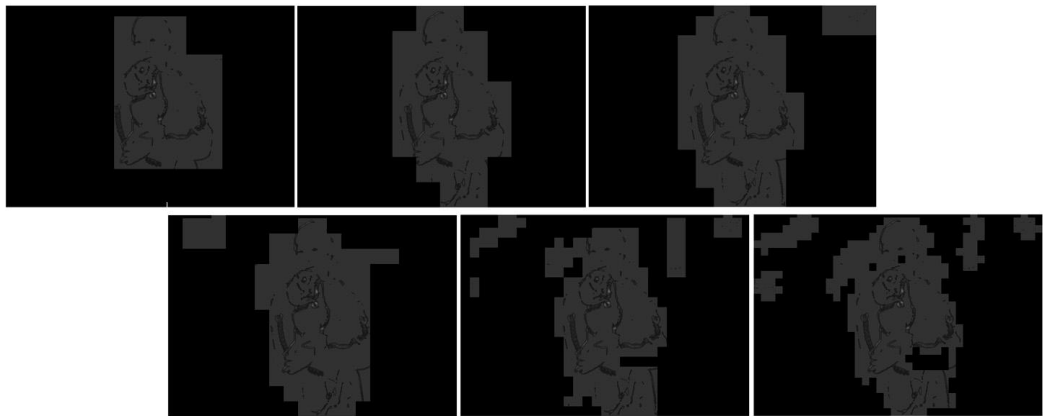


그림 4. 블록 사이즈 N 에 따른 초점 영역 검색 결과(좌측 상단부터 N은 100, 66, 50, 40, 26, 20)
Fig.. 4 The Results of focused area searching by block size N(100, 66, 50, 40, 26, 20)

표 3. 64, 128, 256 개의 색으로 칼라 양자화 한 이미지의 초점영역에 쓰인 색의 수

Table 3. The number of colors in focused area of the quantized image by the proposed and K-Means method

실험 이미지	64		128		256	
	K-Means	제안 방법	K-Means	제안 방법	K-Means	제안 방법
A	64	64	128	128	255	256
B	64	64	127	128	251	256
C	63	64	124	127	246	250
D	64	64	128	128	255	256
E	61	64	110	128	212	252
F	63	64	125	127	242	253
G	59	62	111	127	216	249
H	64	64	128	128	244	254

비교결과 K-Means 칼라 양자화의 초점 영역의 쓰인 색의 수에 비해 제안한 칼라 양자화의 초점 영역의 쓰인 색의 수가 많은 색의 수를 이용하였다. 따라서 초점 영역에서 이전 K-Means 칼라 양자화보다 좀 더 많은 수의 색으로 칼라 양자화 된 결과를 볼 수 있다. A, B 그리고 D와 같은 이미지에서는 비교된 색의 수의 차이가 크지 않았다. 그러나 실제 실험 결과 이미지는 K-means 방법을 이용하여 칼라 양자화 한 초점이 맞는 영역보다 제안 방법을 이용하여 칼라 양자화 한 초점이 맞는 영역이 원본이미지와 좀 더 동일하게 표현되었다. 이것은 제안 방법에 의해 초점이 맞는 영역에 가중치를 고려했기 때문이다. 실험 이미지 중 B 이미지의 비교실험 결과인 그림 5(b)와 그림 5(c)는 실제 초점이 맞는 영역에서 64개의 같은 수의 색을 사용하였다. 하지만 그림 5(c)의 초점이 맞는 영역상의 꽃과 벌은 그림 5(b)보다 원본이미지와 좀 더 동일하게 표현되었다. 이것은 제안 방법에 의해 초점이 맞는 영역에 위치한 꽃과 벌에 가중치를 고려했기 때문이다.



(a) 실험 이미지 B



(b) 실험 이미지 B를 K-Means 방법으로 칼라 양자화 한 결과



(c) 실험 이미지 B를 제안 방법으로 칼라 양자화 한 결과

그림 5. 제안방법과 K-means 알고리즘을 적용 칼라양자화 결과 이미지

Fig.. 5 The result of the quantized image B by proposed method and K-means method

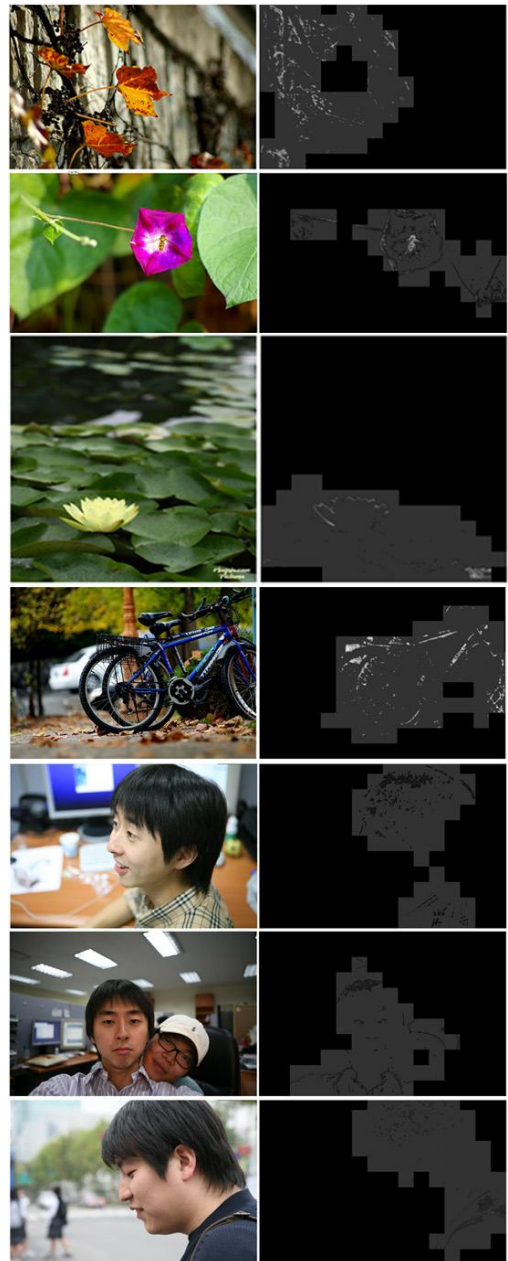


그림 6. 실험 이미지 A, B, C, D, E, F, G (좌측 행 상단부터 하단)와 A, B, C, D, E, F, G의 초점 영역 검출 결과(우측 행 상단부터 하단)
 Fig.. 6 Experiment images A, B, C, D, E, F, G(left column) and the results of focused area search of A, B, C, D, E, F, G(right column)



그림 7. 실험 이미지 A, C, D, E, F, G, H를 제안방법으로 칼라 양자화한 결과 이미지들(좌측 행 상단부터 하단)과 A, C, D, E, F, G, H를 K-means 알고리즘을 이용하여 칼라양자화한 결과 이미지들(우측 행 상단부터 하단)

Fig.. 7 the quantized images A, C, D, E, F, G, H by proposed method (left column) and the quantized images A, C, D, E, F, G, H by K-means method(right column)

그림 7은 표 3에 실험 결과 중 64개의 색으로 칼라 양자화한 결과 이미지들이다. 이 실험 이미지들은 각각 나뭇잎, 연꽃, 자전거, 인물 등에 초점이 맞추어져서 촬영된 이미지이다. 모든 실험 결과 이미지에서 자전거의 선명한 글씨, 얼굴의 부드러운 표현 등과 같이 초점이 맞은 영역 부분에서 K-means 알고리즘을 이용하여 칼라 양자화한 결과 이미지보다 제안 방법을 이용하여 칼라 양자화한 결과 이미지가 원본이미지와 좀 더 동일하게 표현되었다.

IV. 결론 및 향후 과제

사진을 촬영할 때, 촬영자는 촬영대상중 부각시키고자 하는 물체에 초점 맞추어 촬영하므로 대부분의 사진의 경우 사진의 초점이 맞추어진 영역은 사진의 중요한 정보를 담고 있다. 사진을 칼라 양자화 할 때 초점이 맞추어진 영역을 초점이 맞추어지지 않은 영역보다 더 많은 수의 색으로 표현하면 중요한 정보를 자세히 표현 할 수 있다. 본 논문은 이러한 특성을 이용하여 사진의 초점이 맞추어진 영역을 찾아내고 이 영역을 가중치를 부여하여 더 많은 수의 색으로 표현하는 칼라 양자화 방법을 제안하고 또한 실험을 통해서 이 방법의 효용성을 검증하였다. 실험 결과, 초점이 맞추어진 영역에 대한 높은 검색 정확도와 칼라 양자화 결과 초점이 맞추어진 영역에 더 많은 수의 색으로 표현되었다.

초점 영역 검색 기법의 초점 영역에 대한 정확도를 높이기 위해 다양한 방법의 추가적 제안이 필요하다. 또한 초점이 맞는 영역을 고려하는 방법을 이미지 기반 3D Reconstruction 분야에 적용하여 3D Reconstruction의 정확도를 높일 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] D. Clark, "Color quantization using octrees," Dr. Dobb's Journal, pp. 54-57 and 102-104, Jan. 1996.
- [2] M. Gervautz and W. Purgathofer, "A simple method for color quantization: octree quantization," in A. Glassner, ed, Graphics Gems I, Acad. Press, 1990, pp. 287-293.
- [3] A. Kruger, "Median-cut color quantization," Dr. Dobb's Journal, pp. 46-54 and 91-92, Sept. 1994.

- [4] K. Krishna, and K.R. Ramakrishnan, M.A.L. Thathachar, "Vector Quantization using Genetic K-Means Algorithm for Image Compression," In Proceedings 1997 International Conference on Information, Communications and Signal Processing. ICICS, pages Vol.3, 1585 -1587, 1997.
- [5] Oleg Verevka, "Color image quantization in windows systems with local K-means algorithm," Proceedings of VI Western Computer Graphics Symposium, pp. 74-79, March 1995.
- [6] K.M. Kim, C.S. Lee, E.J. Lee, Y.H. Ha, "Color Image Quantization using Weighted Distortion Measure of HVS Color Activity," Proc. of International Conference on Image Processing, Vol. 3, Page(s): 1035 .1039, 1996.
- [7] Y. Deng, B.S. Manjunath, H. Shin, "Color Image Segmentation," Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, 1999. 278 P r o c . S P I E Vol. 4572
- [8] Kuk-Jin Yoon, In-So Kweon, "Color image segmentation considering of human sensitivity for color pattern variations," SPIE proceedings series, pp. 269-278, 2001.
- [9] Shree K. Nayar, "Shape from Focus System," Proc. Of CVPR, pp. 302-308, 1992.

저 자 소 개



양 홍 택
 2006년 : 숭실대학교 미디어학부 졸업
 2006년 ~ 현재 : 숭실대학교 미디어학과 석사과정
 <관심분야> 디지털 방송, 컴퓨터 그래픽스



백 두 원
 1983년 서울대학교 수학과 졸업
 1990년 University of Minnesota Computer Science M.S.
 1991년 University of Minnesota Computer Science Ph.D
 1992년~1994년 AT & T Bell Labs Member of Technical Staff
 2001년~2002년 Cadence Design System Member of Consulting Staff
 1995년~현재 숭실대학교 미디어학과 교수
 <관심분야> 컴퓨터 그래픽스, 디지털 방송, 알고리즘