

k -평균 클러스터링 알고리즘 기반의 영상 분할을 이용한 칼라코드 검출 및 인식

김태우^{1*}, 유현중²

Color Code Detection and Recognition Using Image Segmentation Based on k -Means Clustering Algorithm

Tae-Woo Kim^{1*} and Hyeon-Joong Yoo²

요 약 칼라코드는 획득된 영상에서 칼라의 심각한 왜곡 때문에 그 응용 확장에 어려움이 있었다. 칼라 인식에서 칼라 왜곡의 영향을 줄이기 위해서는 규칙적으로 샘플링된 몇 개의 화소들을 이용하기 보다는 가능한한 각 칼라 영역에서 많은 화소들을 통계적으로 처리하는 것이 더 바람직하다. 이를 위해서는 일반적으로 에지 검출이 필요한 분할이 필요하다. 그러나, 칼라코드에서 에지들은 분할을 불완전하게 만드는 지퍼 효과나 반사와 같은 다양한 왜곡에 의해 끊어질 수 있고, 에지 연결 또한 어려운 처리 과정이다. 본 논문에서는 칼라 인식에서 칼라 왜곡의 영향을 줄이기 위한 좀 더 효과적인 방법은 분할을 위한 정확한 에지 검출을 배제하는 방법으로 k -평균 클러스터링 알고리즘을 적용하였다. 또한, 칼라코드 검출에서 6개의 안전한 칼라와 그레이 성질 모두 이용하였다. 실험은 4M-화소 크기의 야외 영상 144장에 대해 수행되었다. 제안한 방법은 테스트 영상에 대해서 100%의 칼라코드 검출율을 나타내었고, 검출된 코드에 대해서는 99% 이상의 평균 칼라 인식 정확도를 보였다. 여기서 가장 높은 정확도를 보인 캐니 에지 검출법을 사용한 경우 91.28%로 나타났다.

Abstract Severe distortions of colors in the obtained images have made it difficult for color codes to expand their applications. To reduce the effect of color distortions on reading colors, it will be more desirable to statistically process as many pixels in the individual color region as possible, than relying on some regularly sampled pixels. This process may require segmentation, which usually requires edge detection. However, edges in color codes can be disconnected due to various distortions such as zipper effect and reflection, to name a few, making segmentation incomplete. Edge linking is also a difficult process. In this paper, a more efficient approach to reducing the effect of color distortions on reading colors, one that excludes precise edge detection for segmentation, was obtained by employing the k -means clustering algorithm. And, in detecting color codes, the properties of both six safe colors and grays were utilized. Experiments were conducted on 144, 4M-pixel, outdoor images. The proposed method resulted in a color-code detection rate of 100% for the test images, and an average color-reading accuracy of over 99% for the detected codes, while the highest accuracy that could be achieved with an approach employing Canny edge detection was 91.28%.

Key words : 칼라 코드, 인식, k -평균 클러스터링

1. 서 론

바 코드(bar code)[1]와 RFID(radio frequency identification)[2]는 상품들을 관리하는데 폭넓게 사

용되고 있지만, 칼라 코드는 좀 더 많은 잇점을 제공한다. 칼라 코드는 외형뿐 만 아니라 조합의 수 면에서 바 코드보다 더 장점이 많다. 유비쿼터스 컴퓨팅[3]에서 점점 관심을 받고 있는 칼라 코드와 RFID는 응용 분야가 같지만, 칼라 코드는 RFID로 접근할 수 없는 다른 응용 분야가 있다. 칼라 코드는 RFID 보다 좀 더 경제적이고, 영상을 획득하기 위한 특별한 장치가 필요하지 않으므로 카메라가 내장된 휴대전화나

¹한양사이버대학교 정보통신공학과

²상명대학교 정보통신공학과

*교신저자: 김태우(twkim2@hycu.ac.kr)

PC 카메라로 영상 획득이 가능하다. 게다가, RFID는 RF 신호가 모든 사람에게 수신될 수 있고 눈에 보이지 않으므로 혼란이 일어날 수 있다.

저가의 고해상도 디지털 카메라가 널리 보급됨에 따라 칼라 코드의 응용에 대한 요구가 증가되고 있다. 현재, 상업화에 성공한 칼라 코드 회사들은 Vividot (vividot.com), Imedia (imedia.co.kr), Colorzip Media (colorzip.com)가 있다. 그림 1은 이들 회사들이 사용하는 전형적인 칼라 코드들을 보여준다.

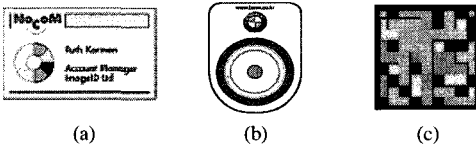


그림 1. 전형적인 칼라 코드.

칼라 코드의 실제적인 사용은 우선적으로 칼라의 심각한 왜곡 때문에 어려움이 있다. 칼라 영상에서 RGB(red, green, blue) 성분의 왜곡은 전체의 50% 이상 발견되는 것이 일반적이다. 이것은 바 코드를 칼라 코드로 바뀌어지지 않고 있는 주된 이유로 볼 수 있고, 정확한 칼라 정보가 요구되는 칼라 코드 인식에 대한 연구가 활발하지 못한 이유이기도 하다. 반면, 얼굴[4-8]과 같은 특정 객체를 찾는 대략적인 칼라 정보를 이용하는 분야에서는 연구들이 많이 진행되고 있다.

칼라 인식에서 칼라 왜곡의 영향을 줄이기 위해서는 규칙적으로 샘플링된 몇 개의 화소들을 이용하기 [14-15] 보다는 가능한 각 칼라 영역에서 많은 화소들을 통계적으로 처리하는 것이 더 바람직하다. 이를 위해서는 일반적으로 에지 검출이 필요한분할이 필요하다. 그러나, 칼라코드에서 에지들은 분할을 불안정하게 만드는 지퍼 효과나 반사와 같은 다양한 왜곡에 의해 끊어질 수 있고, 에지 연결 또한 어려운 처리 과정이다.

따라서, 본 논문에서는 칼라 인식에서 칼라 왜곡의 영향을 줄이기 위한 좀 더 효과적인 방법은 분할을 위한 정확한 에지 검출을 배제하는 방법으로 k-평균 클러스터링 알고리즘[12]을 적용한다. 또한, 칼라코드 검출에서 6개의 안전한 칼라와 그레이 성질 모두 이용한다.

2. 칼라코드 인식의 문제점

칼라코드 인식은 칼라태그를 붙인 장면을 카메라로 찍을 때 영상의 왜곡 현상 때문에 어려움이 따른다.

그림 2는 야외 영상에서 얻어진 칼라 코드 태그와 각 칼라 코드의 영역마다 얻어진 색상(H, hue) 성분의 히스토그램(histogram)을 보여준다. 그림 2(a)의 태그 영상은 상대적으로 깨끗하고 왜곡이 없는 경우이지만, 그림 2(b)의 H-히스토그램은 칼라 왜곡이 심함을 볼 수 있다. 그림 2(b)의 최상단의 히스토그램은 전체 코드 영역(태그의 흰 배경은 제외)에서 색상값의 왜곡을 보여주며, 그 이외의 히스토그램도 각 칼라 영역에서 얻어진 색상값의 왜곡이 있음을 보여준다. 여기서, 외곽으로부터 시작해서 안쪽으로 칼라 띠의 실제 코드값은 순서대로 녹색(G), 청색(B), 보라색(M), 노랑색(Y), 검정색(B) 영역이다. 각 히스토그램 옆에 색으로 채워진 상자는 각 히스토그램으로부터 얻어진 색상값을 평균해서 얻은 색을 보여준다. 이로부터 칼라 인식의 어려움을 볼 수 있다.

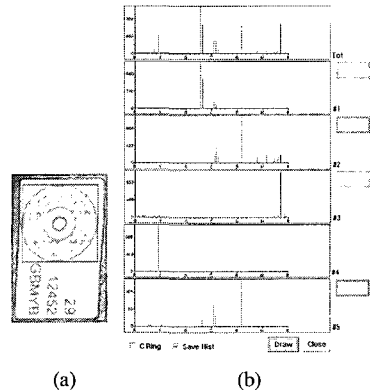


그림 2. 칼라 코드 태그와 H-히스토그램: (a) 칼라 코드 태그(빨간 사각형은 태그에는 없는 응용 프로그램에서 사용하는 마커임), (b) 전체 칼라 코드 영역의 히스토그램(최상단 그래프)과 각 색 영역에 대한 히스토그램(우측 열의 상자는 히스토그램에 해당하는 색임).

그림 3은 반사에 의한 왜곡된 칼라 코드 영상을 보여준다. 여기서 칼라 코드를 두 번 인식할 수 없기 때문에 패리티 체크(parity check)와 같은 일반적인 에러 체크 기술이 칼라 코드에 적용할 수 없음을 알 수 있다. 이러한 관점에서 이들 중에서 그림 1 (b)의 디자인이 실제적으로 사용 가능할 것이다.



그림 3. 반사에 의해 왜곡된 칼라 코드의 예

또한, 에지 검출에 영향을 주는 장치에 의한 왜곡이 존재한다. 단일 센서 디지털 카메라는 칼라 필터 어레이(color filter array, CFA)[9, 10]를 이용하여 입력 영상을 공간적으로 샘플링하므로 각 화소는 단일 칼라 값을 가진다. 원래의 천연색 영상을 재구성하기 위해서, 각 화소에 해당하는 칼라가 없는 것을 보간하는 디모자이크(demosaicking) 과정을 수행해야 한다. 디모자이크 알고리즘은 보통 칼라 충실도는 좋으나 날카로운 영상과 소위 "지퍼-효과(zipper-effect)" 또는 톱니형 에지 현상 간의 상호 절충이 자주 나타난다. 이러한 지퍼 효과는 에지 검출에 영향을 준다. 이것은 앞에서 언급한 것과 함께 에지 검출보다는 분할(segmentation) 방법이 요구됨을 의미한다.

3. 칼라코드 인식

3.1 코드 영역 검출

칼라코드 인식을 위해서는 칼라태그의 검출 단계가 우선적으로 이루어져야 한다. 본 논문의 태그 검출은 6개 코드 칼라의 성질을 이용하여 RGB 공간과 HIS 칼라모델[11]의 H 영역을 모두 사용한다. RGB 공간에서는 각 화소의 R-, G-, B-성분값들은 그 색이 6개 코드 칼라에 해당되는 지를 결정하기 위해 비교된다. 먼저, 3개 성분값들이 분류된 다음, 중간값과 최대값, 최소값 간의 차이값을 계산한다. 만약 두 차이값이 충분히 크면, 그 화소는 5개의 코드 칼라에 속하는 것으로 분류된다. 그 이외의 경우는 화소들을 그레이(gray)로 분류된다. 그 그림 4와 같다.

```

begin initialize  $x \leftarrow 0, y \leftarrow 0, a, \beta, \Delta$ 
do  $x \leftarrow x+1, y \leftarrow y+1$ 
  if  $\max(R, G, B) > a$  AND  $\min(R, G, B) < \beta$ 
    AND  $|\max(R, G, B) - 2 * \text{mid}(R, G, B) + \min(R, G, B)| > \Delta$ 
  then  $f(x, y) \in \text{code color class}$ 
  else  $f(x, y) \in \text{gray class}$ 
until  $x = m, y = n$ 
end
    
```

그림 4. 3가지 칼라 분류

H-성분 영상에서, 화소값들은 코드 영역을 강조하기 위해서 그림 5와 같은 변환 함수를 이용하여 변환하고, 변환된 영상은 문턱치화(thresholding)[11]한다.

얻어진 이진 영상은 RGB 영상으로부터 얻어진 것과 조합된다.

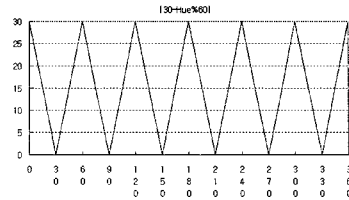


그림 5. 그레이 또는 다른 칼라보다 6개 코드 칼라에 더 큰 값을 할당하기 위한 H-성분 영상의 변환 함수 (수평축이 H-값임).

초기 검출 후, 이진 영상에는 보통 많은 후보 칼라 코드 영역이 존재한다. 그림 6 (a)는 테스트 영상 검출 결과의 확대된 부분을 보여준다. 각 후보 영역의 성질을 분석하여 대부분의 후보가 아닌 영역을 제거하는 과정은 다음 단계로 진행하기 위한 필요한 처리 과정이다. 이 과정을 처리하기 위해서 레이블링(labeling)[11]을 통해 분석한다.

그림 6 (a)의 결과 영상을 레이블링하기 전에, 형태학적 연산들을 적용하여 그림 6 (b)를 얻는다. 여기서 레이블링은 상당히 빠른 속도로 이루어져야 한다. 크기와 모양과 같은 성질에 기초하여 가장 유사한 객체가 선정된다. 특히, 각 객체에 대해서, 객체와 영상간의 크기 비율(식 (1)), 객체의 높이(h_c)와 폭(w_c)의 비율(식 (2)), 객체의 영역(S_c)과 둘러싼 사각형 영역의 비율(식 (3)), 객체의 영역과 해당 원의 영역 비율(식 (4))이 계산된다.

$$a_1 < \min(h_c, w_c) / \min(h, w) \leq a_2 \quad \text{for } a_1 < a_2 < 1.0 \quad (1)$$

$$\rho_1 < \min(h_c, w_c) / \max(h_c, w_c) (\leq 1.0) \quad \text{for } \rho_1 < 1.0 \quad (2)$$

$$S_c / (h_c * w_c) \leq \rho_2 \quad \text{for } \rho_2 < 1.0 \quad (3)$$

$$\min(S_c, \pi * h_c * w_c / 4) / \max(S_c, \pi * h_c * w_c / 4) \leq \rho_3 \quad \text{for } \rho_3 < 1.0 \quad (4)$$

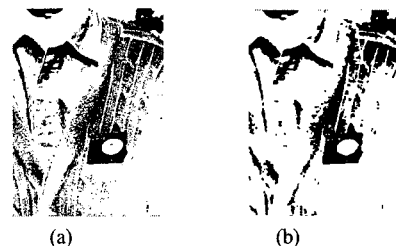


그림 6. 형태학적 연산을 하기 전(a)과 후(b)의 후보 영역

그림 7 (a)는 식 (1) ~ (4)의 기준을 이용하여 얻은 최종 후보 영역을 보여준다. 그림 7 (b)는 그림 7 (a)

를 원래의 테스트 영상에 곱하여 얻은 추출된 코드 영상이다. 그림에서 흰색의 배경 영역 부분이 최종 후보 영역에 포함되어 있음을 볼 수 있다.

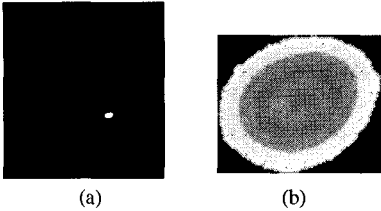


그림 7. 추출된 최종 후보 영역(a)과 코드 영상(b)

3.2 칼라 인식

그림 7 (b)에서 화소들의 칼라값들은 CIE L*a*b* 칼라 모델[11]의 a*b* 평면으로 변환된다. 그림 8 (a) 와 (b)는 각각 3-D와 2-D 그래프로 평면상에 분포를 보여준다. k-평균 클러스터링은 이 평면에서 수행된다. 그림 8 (b)의 7개의 빨간색 원들은 학습 후의 코드 벡터들을 나타낸다. 이들 그림에서 각 주봉(major peak)는 그에 해당하는 코드 벡터를 가짐을 볼 수 있다. 이것은 테스트 영상에 대해 코드 벡터의 수가 충분히 사용되었음을 의미하며, 몇 개의 코드 벡터들은 버려지기도 한다.

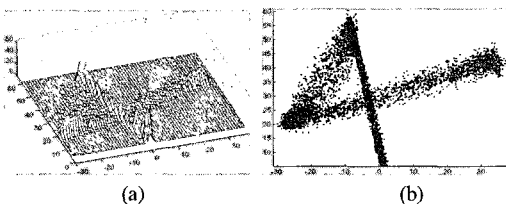


그림 8. a*b* 평면에서 칼라 코드의 칼라 분포를 (a) 3-D 와 (b) 2-D 그래프로 표시

그림 9는 7개의 코드 벡터에 해당하는 7개의 밝기 값(주위의 검정색은 제외)을 갖는 레이블 영상을 보여준다. 그래서 같은 밝기를 갖는 화소들은 같은 색을 가진다. 각 밝기는 a*b* 평면에서 클러스터 중심 또는 코드 벡터에 해당된다. 이 레이블 영상과 일반적인 레이블 영상 간의 차이는 분리된 객체들이 이 레이블 영상에서는 같은 레이블을 가질 수 있다는 것이다. 예를 들면, 중심에 위치한 원은 다음 띠와 같은 칼라를 가질 수 있다.



그림 9. 레이블 영상(코드 벡터에 따라 다른 밝기를 가짐)

그림 10 (a) ~ (g)는 H-히스토그램에서 각 코드 벡터에 의해 표현되는 화소들을 보여준다. 코드 벡터에 의해 표현된 각 객체의 두께, 객체간의 거리, 단한 객체의 수를 분석하여 경계에 해당하는 객체를 제거하였다. 그림 10 (b), (d), (f)의 객체들은 이 기준에 의해 제거되는 것이다. 식 (5)는 그러한 경계 객체를 제거하기 위한 측정치로 사용된다.

$$S_i > \pi * \delta * (2r - \delta) \quad (5)$$

여기서,

$$r = (h_i + w_i)/2 \quad (6)$$

여기서, h_i 와 w_i 는 각각 i 번째 객체의 높이와 폭, S_i 는 i 번째 객체의 화소수, δ 는 띠의 최소 두께를 나타낸다.

히스토그램의 범위, 평균, 분산과 같은 통계를 분석하여 무관한 객체를 제거하고 칼라를 결정하며, 그림 10 (e)의 객체는 평균을 이용하여 제거할 수 있다. 칼라 인식은 식별 함수가 1차원으로 간단하기 때문에 H-히스토그램에 기반하여 먼저 수행된다. 다른 코드 벡터에 대한 히스토그램이 겹치는 것은 드문 일이며, 특히 R과 M색 사이와 Y와 G색 사이에 대해서 더욱 그러하다. 애매한 경우에 대해서, 본 논문은 a*b* 평면에서 칼라 인식을 추가적으로 수행한다.

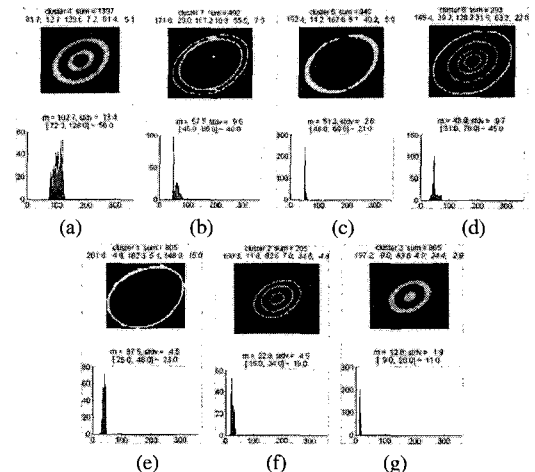


그림 10. 각 코드 벡터에 해당하는 코드 화소와 그 H-히스토그램(코드 벡터 1(a)~7(g))

그림 11 (a)와 (b)는 a*b* 평면에서 6개 칼라에 대해 각각 계산된 자취와 측정된 자취를 보여주며, 이들 그림에서 계산된 것과 측정된 것 간의 차이가 큼을 볼

수 있다. 여기서 두 그래프에서 축의 눈금은 다르다. H 영역에서 애매한 경우에 대해서, a^*b^* 평면은 특히 R과 M 간의 식별에 유용하다. 그림 10은 이들 칼라들이 a^*b^* 평면에서 쉽게 분리될 수 있음을 보여주며, a^*b^* 평면 또한 애매한 부분을 가지기도 한다. 예를 들면, 그림 11 (b)의 (a^* , b^*) (0, 7) 부근에서 Y색은 다른 Y색과는 멀리 떨어져 있으며, G색에 가깝게 있음을 알 수 있다. 그림 8에서 수직으로 상대적으로 길고 높은 리지(ridge)는 Y색의 화소와 경계 화소에 해당한다. 그림 8과 그림 11 (b)에서, 그림 7 (b)의 칼라 코드에서는 파랑색과 하늘색이 존재하지 않음을 추측할 수 있다.

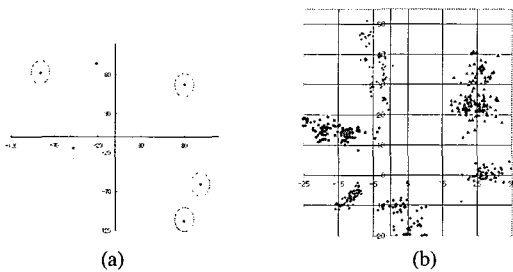


그림 11. a^*b^* -평면에서 R, G, B, C, M, Y 색의 분포: (a) 계산된 좌표, (b) 테스트 영상에 대해 측정된 좌표

4. 실험 결과

5개의 동심원 띠로 구성된 그림 1 (b)의 칼라 코드 디자인을 실험에서 사용하였고, 각 띠의 칼라는 6개의 칼라 R, G, B, C, M, Y로부터 무작위로 선택된 것이다.

144개의 테스트 영상을 사용하였으며, 각 테스트 영상은 25441696 화소로 4M-화소 크기의 영상이다. 테스트 영상의 반은 Cannon 카메라로 획득하였고, 다른 반은 Nikon 카메라로 촬영하였다. 테스트 영상에서 칼라 코드의 크기는 평균 9090이며, 이것은 전체 영상의 0.2% 보다 작았다. 그림 12은 테스트 영상과 그 영상 환경의 예를 보여준다.



그림 12. 테스트 영상과 그 획득 환경의 예

코드 영역 검출 알고리즘을 적용하여 144개의 테스트 영상에 대해 그림 13과 같이 코드 영역 검출을 하였다. 칼라 코드 검출율은 100%였고, 검출된 코드에 대해 평균 칼라 인식율은 99% 이상이었다. 오인식은 k-평균 클러스터링 알고리즘의 코드 벡터 초기화에 의한 영향으로 나타났다.

특히, 초점이 심하게 흐리거나 태그에 빛이 반사되는 경우에, 비교적 예지 검출 정확도가 높은 캐니 에지 검출[13]과 같은 예지 검출에 의한 방법으로는 91.28%로 나타났다. 이것은 예지 검출의 오류 때문에 칼라 코드 영역을 추출할 수 없는 경우가 있기 때문이다.

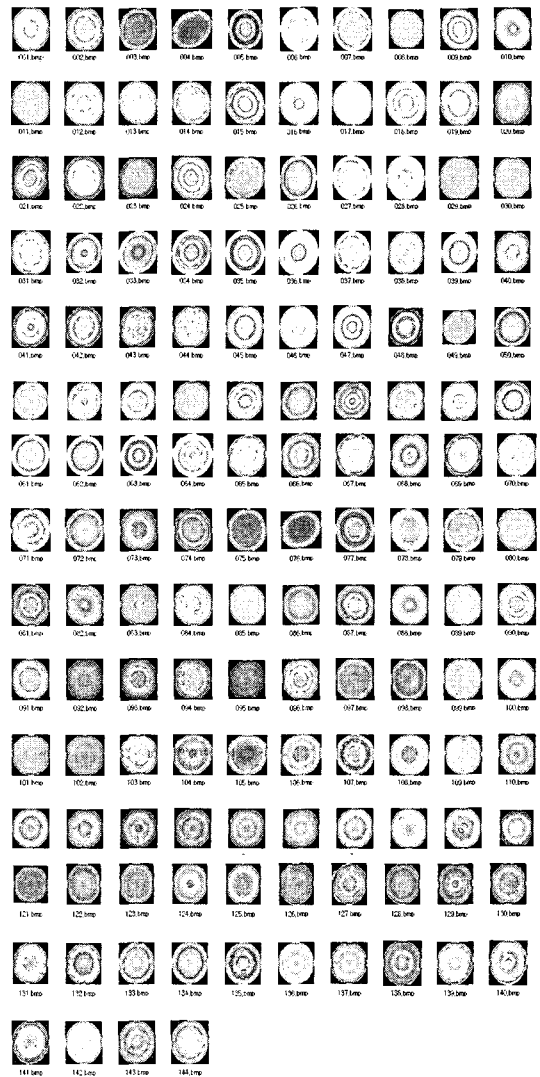


그림 13. 144개의 테스트 영상에 대한 칼라 코드 영역 검출 결과

5. 결론

본 논문은 칼라 코드 인식에 k-평균 클러스터링 알고리즘을 적용하였다. 적용한 방법은 캐니 에지 검출과 같은 에지 검출법으로는 인식하지 못했던 경우에 대해서도 잘 인식하였다. 실험 결과 144개의 4M-화소 크기의 테스트 영상에 대해서 칼라 코드 검출율과 인식율은 각각 100%, 99% 이상으로 나타났다. 이 결과는 대부분의 응용에 대해 적용 가능할 것으로 보인다. 코드 벡터의 무작위 초기화의 효과를 극복한다면 칼라 코드 인식의 정확도를 좀 더 향상시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] T. Pavlidis, J. Swartz, and Y. Wang, "Fundamentals of bar code information theory", IEEE Computer, vol. 23, pp. 74-86, 1990.
- [2] I. Robertson and I. Jaijaly, "RF id tagging explained", Communications Engineer, vol. 1, pp. 20-23, 2003.
- [3] Ubiquitous market forecast report, ISBN: 89-89861-48-9 94500, Strategic Technology Management Institute (STEMI), Nov. 2004.
- [4] C. Garcia and G. Tziritas, "Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet analysis", IEEE Transactions on Multimedia, vol. 1, no. 3, 1999.
- [5] M. Jones and J. Rehg, "Statistical color models with application to skin detection", Cambridge Research Laboratory Technical Report Series, 1998.
- [6] K. Sobottak and I. Pitas, "Extraction of facial regions and features using color and shape information", IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition, vol. 3, Aug. 1996.
- [7] D. Chai and K. Ngan, "Face segmentation using skin-color map in videophone applications", IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 9, no. 4, 1999.
- [8] J. Park, J. Seo, D. An, and S. Chung, "Detection of human faces using skin color and eyes", Proceeding of IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo, vol. 1, pp. 133-136, 2000.
- [9] W. Lu and Y. Tan, "Color filter array demosaicking: New method and performance measures", IEEE

Trans. Image Processing, vol. 12, no. 10, pp. 1194-1210, 2003.

- [10] R. Ramanath, W. Snyder, and G. Bilbro, "Demosaicking methods for Bayer color arrays", J. Electronic Imaging, vol. 11, pp. 306-315, 2002.
- [11] R. Gonzalez, R. Woods, and S. Eddins, Digital Image Processing Using MATLAB, Prentice-Hall, 2004.
- [12] R. Duda, P. Hart, and D. Stork, Pattern Classification, 2nd ed., Wiley, 2001.
- [13] J. Parker, Algorithms for Image Processing and Computer Vision, Wiley, 1997.
- [14] 김태우, 유현중, 박홍국, "색상 및 채도 값에 의한 이미지 코드의 칼라 인식", 한국콘텐츠학회논문지, 제5권, 제4호, pp. 150-159, 2005.
- [15] 권병훈, 유현중, 김태우, 김기두, "칼라 코드의 영역 분할을 위한 성분 영상들의 최적 조합", 대한전자공학회논문지, 제42권, SP 제1호, pp. 33-42, 2005.

김 태 우(Tae-Woo Kim)

[정회원]



- 1990년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)
- 1995년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학박사)
- 2003년 3월 ~ 현재 : 한양사이버대학교 전자통신공학과 부교수

<관심분야>

영상신호처리, 생체인식, 생체신호처리, 영상통신

유 현 중(Hyeon-Joong Yoo)

[정회원]



- 1982년 2월 : 서강대학교 전자공학과 (공학사)
- 1991년 7월 : 미주리대학교 전자 및 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 1996년 5월 : 미주리대학교 전자 및 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 1996년 10월 ~ 현재 : 상명대학교 정보통신공학과 부교수

<관심분야>

인공신경망, 패턴인식, 영상신호처리