

효율적 객체정보 검출을 위한 다중색상 정규화

이은선 김상훈⁰

한경대학교 제어계측공학과

wind1104@hanmail.net, kimsh@hnu.hankyong.ac.kr⁰

Multiple color normalization for effective object detection

Eun-Sun Lee, Sang-Hoon Kim⁰

Dept. of Control and Instrumentation, Hankyong National University

요 약

본 연구에서는 영상안에서의 중요한 객체정보를 검출하기 위한 전처리 과정으로 효율적인 색상정보 정규화에 의한 영역분석 방법을 제안한다. 다중색상 정규화는 기존의 화소내 색상성분간의 정규화와 모든 화소에 대한 성분별 정규화를 복합적으로 사용함으로써, 객체의 영역들이 갖는 고유 색상성분의 분포를 좀더 특정 공간에 집중시키고 영상분할을 용이하게 한다. 이러한 방법의 효과를 입증하기 위해 가상의 입력영상을 제작하여 기존의 알고리즘과 본 논문에서의 방법을 함께 적용, 비교평가한다.

1. 서론

최근에 발표된 관련분야의 주요 연구를 보면 RGB컬러 영상의 모든 화소를 정규화한 후, 정규화 된 성분들의 분포가 대체로 특정한 좁은 영역에 집중되는 특성을 활용하여, 특정영역에 대한 색상성분의 분포를 일반화 시킨 후, 대상영역을 부각시키는 방법을 사용하고 있다 [1][2][3]. 그러나 비교적 양호한 추출결과를 보여주는 RGB를 이용한 연구 등도 영상 획득의 제약조건으로서, 고정적인 빛의 밝기(constant intensity), 일정한 광원의 색(uniform illuminant color), 배경의 단순성 등을 가정(assumption)하고 있으며 이외에도 빛의 반사, 그림자 등 예기치 않은 다양한 환경변화로 인하여, 자연상태에서의 임의의 물체가 갖는 색상성분의 분포는 쉽게 결정되지 않으며, 평균값(mean)과 편차(deviation)의 범위가 안정되지 못하는 문제를 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 컬러모델에서의 고유 컬러 성분들을 정규화(RGB normalization) 함으로써, 빛의 양과 위치적 변화에 의한 영향을 제거하며, 조명의 색상 성분 변화에 따라 물체의 고유색이 변화되어 나타나는 현상을 최소화하기 위해, 색상 성분별 정규화(color component normalization)를 취한다. 이는 실제 다양한 조명에 의해서 물체의 RGB 성분 값이 크게 변화되는 영향을 감소시키는 효과를 갖는다. 한편 위의 두 가지 정규화 과정은 반복적인 연산을 통해 임의의 화소값 A를 A/3의 값의 방향으로 수렴하도록 하는 효과를 가지고 있으므로, 최초의 성분값의 편차에 따라, 반복과정을 통해 적절한 영역에서 2차의 분포를 형성함을 알 수 있다. 또한 결과가 일정값에 수렴하도록 하기 위하여, 1차 RGB정규화

과정의 결과영상에 대하여 대상영역의 편차범위 이내로 thresholding해준 후, 이후의 반복처리를 해준다.

2. 다중 색상 정규화(Multiple Color Normalization)

2.1 MCN에 의한 고유색 분포 검출

우리가 눈으로 감지하는 물체의 색상은 표면에서의 반사, 광원의 색상, 조명의 방향등에 의해 결정되는 복합적 함수이다. 따라서 본 논문에서는 빛에 의한 변형 요인을 광원의 색상(illuminant color)과 광원의 양(lighting geometry)에 의한 2가지로 분류하고 그 영향을 동시에 함께 제거하기 위한 정규화 과정을 제시하며 MCN(Multiple Color Normalization)이라 정의한다. 정규화 과정의 첫 단계는 RGB 정규화라 하며 광원의 물리적인 위치에 의해 빛의 세기가 변화하는 영향을 제거하는 방법이다. 카메라의 응답(response)이 선형적이라고 가정하였을 때, 빛의 세기가 S배 만큼 변화되었다면, 영상의 화소값들도 같은 배율만큼 함께 변화된다. 즉 원 영상의 화소값이 (r,g,b)라면 결과 영상은

$$\begin{bmatrix} r' \\ g' \\ b' \end{bmatrix} = S \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

으로 변화된다. 이러한 간단한 물리적 모델에 대해서는 이미 많은 연구에서 빛의 크기에 독립적인 성분으로 변환하는 RGB정규화 과정이 사용되었으며[2][3], 그 결과는 다음의 식과 같이 표현된다.

$$r' = \frac{r}{r+g+b}, g' = \frac{g}{r+g+b}, b' = \frac{b}{r+g+b} \quad (2.2)$$

여기서 $r' + g' + b' = 1$ 이므로 RGB정규화 과정을 거친 영상은 주로 r', g' 만으로 표현된다.

또한 두 번째 정규화 과정은 성분별 정규화라고 정의하며 광원의 색상 변화에 의한 영향을 제거하는 방법이다. 광원의 색상에 의한 영향도 역시 간단히 모델링 될 수 있다. 즉 $t = t_1$ 일때, 한가지 빛에 의해 비추어진 영상내의 두 점을 (r_1, g_1, b_1) 과 (r_2, g_2, b_2) 로 가정하면 $t = t_2$ 에서 이전과 다른 색상의 빛으로 변화하였을 때 각 점이 갖는 화소값은 다음식과 같이 표현되며

$$I(r_1, g_1, b_1) \rightarrow I''(ar_1, bg_1, cb_1)$$

$$I(r_2, g_2, b_2) \rightarrow I''(ar_2, bg_2, cb_2) \quad (2.3)$$

이는 다음과 같은 대표적인 행렬식으로 표현 될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} r'' \\ g'' \\ b'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

식 (2.4)은 각 색상의 성분들이 각각 a, b, c 배 만큼 변화된 상태이므로, 각 성분별 정규화를 통해 빛의 색상에 의한 변화를 제거할 수 있다.

$$(r_1, g_1, b_1) = \left(\frac{r_1}{r_1 + r_2}, \frac{g_1}{g_1 + g_2}, \frac{b_1}{b_1 + b_2} \right) \quad (2.5)$$

$$(r_2, g_2, b_2) = \left(\frac{r_2}{r_1 + r_2}, \frac{g_2}{g_1 + g_2}, \frac{b_2}{b_1 + b_2} \right) \quad (2.6)$$

식 (2.1) (2.4) 에 의한 빛의 변형요인은 식(2.7)과 같이 화소의 고유성분 값으로 변형되는 전 과정의 행렬형태로 표현 할 수 있으며,

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{bmatrix} S \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_0 \\ G_0 \\ B_0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$A_{part} \qquad B_{part}$

여기서 B_{part} 는 카메라 환경에 따라 고려되는 초기값으로 정의하며 비선형성을 갖는 잠음영역을 포함하며 고정된 배경을 사용하는 경우 0의 값을 사용한다. 식 (2.7)의 빛 성분 인자S는 식(2.2)의 정규화에 의해, 식(2.7)의 A_{part} 행렬은 식(2.5)의 정규화에 의해 제거되고 화소는 고유 성분으로 근사 된다. 그러나 식(2.2)와 식(2.5)는 각각 광원의 세기와 광원의 색상 중 어느 한쪽만의 영향을 제거하므로, 동시에 두 가지를 함께 정규화 하는 방법을 본 논문은 MCN이라고 정의하며 다음과 같은 순서로 진행 된다.

1. 먼저 광원의 세기에 대한 정규화를 취한다.

2. 같은 영상에 대해 광원의 색상에 대한 정규화를 취한다.
3. 위 1과 2의 과정을 반복하여 실행하며, 화소값은 4~5회의 반복 실행 이내에 유일한 값으로 수렴한다.

위의 처리과정이 색상 값의 일정한 범위로 수렴하는 이유는 2차원적인 정규화가 색상성분 간의 평균 비인 (1,1,1)의 방향으로 수렴하기 때문이며, 이런 원리를 이용하여 영상의 특정영역에 대한 색상성분의 분포를 좀더 안정되고 좁은 범위로 추출하고 정의할 수 있다. 여기서 반복처리는 r,g성분의 변화 값이 미리 정한 임계치 이하로 고정될 때까지 수행되나, 실제의 경우는 2회 반복으로 색상 성분의 분포가 고정되는 결과를 볼 수 있다. 3장 실험에서 보여주는 그림 1은 MCN의 원리를 기본적인 실험용 영상에 적용하여 확인한 결과이다. 즉, 원 영상과 두 가지 빛의 변형요인이 적용된 후 영상에 대하여 MCN의 정규화 과정을 취한 후, 두 영상의 다양한 동일 위치에 대해서 화소가 같은 성분으로 추출이 되는지를 실험 해 보았다.

2.2 GFCD(Generalized Facial Color Distribution)의 정의 및 색상 변환

얼굴영역을 포함하는 다양한 실험 영상들로부터 얼굴 피부영역의 색상 값을 추출하고 그 평균값과 분산을 정의할 수 있으며 이 값은 2차원의 Gaussian 모델을 이용함으로써 얼굴영역만을 부각시키기 위한 색상변환을 취할 수 있다. 본 논문에서는 [3]의 색상변환 방법을 활용한다.

3. 실험 및 결과

본 절에서는 MCN의 성능을 비교하기 위하여, 임의로 제작한 실험영상과 그의 색상 성분별(R,G,B) 값을 임의의 비율로 변경하여, 광원의 다양한 색상변화를 가정하였으며 모델로 만든 영상은 그림 1과 표 1에서 실험 원 영상의 모양과 정규화를 취한 결과표를 보여준다. 표 1의 결과는 모델영상이 특정 영역의 색상분포가 광원의 위치에 의한 변화(빛의 세기와 같은 의미임), 광원의 색상에 의한 변화 등 두 가지 주요 요인에 의해서만 변형된다는 가정을 하며, 이러한 조건의 영상의 경우는 MCN의 정규화 방법에 의해 특정영역의 색상 분포가 기존의 방법에 비해 더욱 좁혀진 영역 안으로 안정되게 수렴하는 결과를 보여준다.

표 1 MCN 알고리즘에 의한 특정영역 색상분포
Table 1 Color distribution using MCN algorithm

실험영상	실험조건		RGB정규화		MCN정규화	
			r_mean	g_mean	r_mean	g_mean
원영상	original (5단칼라)	1단	28	85	27	27
변형영상	R 50%상승 G 25%상승		57	84	27	27
원영상	original (5단칼라)	2단	82	148	84	143
변형영상	R 50%상승 G 25%상승		126	123	84	143
원영상	original (5단칼라)	3단	103	83	102	77
변형영상	R 50%상승 G 25%상승		153	61	102	77
원영상	original (5단칼라)	4단	85	85	84	79
변형영상	R 50%상승 G 25%상승		134	67	84	79
원영상	original (5단칼라)	5단	85	85	84	79
변형영상	R 50%상승 G 25%상승 B 20%상승		134	67	84	79

그림 1은 MCN의 원리를 기본적인 실험용 영상에 적용하여 확인한 결과이다. 즉, 원 영상과 두 가지 빛의 변형요인이 적용된 후 영상에 대하여 MCN의 정규화 과정을 취한 후, 두 영상의 다양한 동일위치에 대해서 화소가 같은 성분으로 추출이 되는지를 실험 해 보았다.

표 2는 다중 정규화 방법을 실험용 얼굴영상을 대상으로 적용해본 결과이며 고유영역 분포를 추출한 값의 범위가 한곳에 집중됨을 보여준다.

3. 결론

영상에서의 색상정보를 좀 더 일반적인 정보로서 사용할 수 있도록 하기 위해서는 이러한 고유의 색상분포는 좁은 영역에 고정되어야 하며, 변화의 주요 원인인 빛의 양과 빛의 색상에 의한 영향을 함께 제거하기 위하여 색상을 복합적으로 정규화 하는 MCN 알고리즘을 제안하였다. MCN에 의한 정규화는 일반적인 RGB 정규화에

표 2 MCN 알고리즘에 의한 GFCD 분포
Table 2 GFCD by the MCN algorithm

실험영상	실험조건	RGB정규화		MCN정규화	
		R	G	r	g
영상 1	원영상	105	92	101	87
영상 2	R:10%	108	91	101	87
영상 3	G:15%	103	88	101	87
영상 4	B: 10%	103	94	101	86
영상 5	R: 5% G:15% B: 5%	103	94	101	87
영상 6	R: 20% G:15%	108	94	101	88
영상 7	R: 30% G:40% B: 15%	105	91	101	87
영상 8	R: 55% G:26% B: 37%	115	93	100	88
영상 9	G:25%	101	92	102	87
average		106	91	101	87
Deviation		9	4	1	1

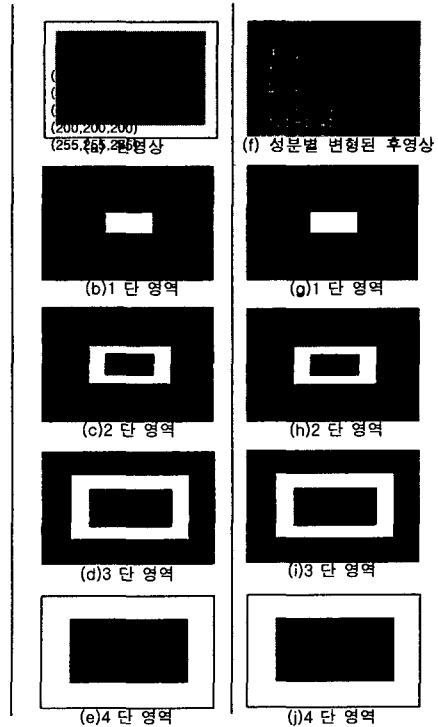


그림 1 실험영상에 대한 MCN적용과 색상변환결과
Figure 1 MCN results for test images

의한 색상분포의 편차범위를 15% 이내로 좁히는 효과를 보여준다. 또한 사람, 성(性), 연령, 광원의 조건, 배경 등의 다양성을 고려한 실험 영상들에 대해 색상변환을 취하여 일반화된 얼굴 색상영역, GFCD를 정의하였으며, 정의된 GFCD를 여러 가지 조건을 고려한 100장의 실험 영상에 대해 적용 해 본 결과, 90%이상의 영상에서 얼굴 검출이 가능하였다.

참고문헌

[1]Jibe Yang and Alex Waybill, "Tracking Human Faces in Real Time," Technical Report CMU-CS-95-210, Carnegie Mellon University, 1995.
[2]S.H.Kim, H.G.Kim and K.H. Tchah, "Object-oriented Face Detection using Colour Transformation and Range Segmentation," IEE Electronics Letters, vol.34, no.10, 14th, pp.979-980, May. 1998.
[3]G.D.Finlayson, "Color Normalization for Object Recognition," ATR Symposium on Face and Object Recognition, Japan, pp.47-48, April.1998.