한국지능시스템학회 논문지 2010, Vol. 20, No. 6, pp. 780-785
DOI : 10.5391/JKIIS.2010.20.6.780

밝기변화에 강인한 Genetic Programming 기반의 비파라미터 다중 컬러 검출 모델

Genetic Programming based Illumination Robust and Non-parametric Multi-colors Detection Model

김영균[1] · 권오성[1] · 조영완[2] · 서기성[1]
Youngkyun Kim, Ohsung Kwon, Youngwan Cho and Kisung Seo

[1]서경대학교 전자공학과, [2]컴퓨터공학과

요 약

본 논문은 물체인식이나 영상추적에 사용되는 컬러검출을 위한 GP(Genetic Programming)기반의 컬러검출 모델을 제안한다. 기존의 컬러검출은 기본적인 RGB 모델에 대한 선형, 비선형 함수의 변환을 사용하거나, 최적화 기법이나 학습기법에 의해 조명 변화에 개선된 컬러 모델을 사용하고 있다. 하지만 대부분의 경우 색상 채널간의 간섭에 의해 다양한 색상에 대한 분류가 어렵고, 조명변화에 강인하지 못하다. 본 연구에서는 GP의 최적화된 학습기법과 모델 생성 기법을 통해 조명변화에 강인하고, 다중의 색상 검출이 가능하며, 파라미터 설정이 필요 없는 컬러 모델을 제안한다. 제안된 방법을 다양한 색상과 조명환경이 다른 영상에 대해서 기존 컬러모델과 비교 분석하였다.

키워드 : 컬러 검출, 컬러 모델 생성, 조명 무관, GP(Genetic Programming), 히스토그램 역투영

Abstract

This paper introduces GP(Genetic Programming) based color detection model for an object detection and tracking. Existing color detection methods have used linear/nonlinear transformatin of RGB color-model and improved color model for illumination variation by optimization or learning techniques. However, most of cases have difficulties to classify various of colors because of interference of among color channels and are not robust for illumination variation. To solve these problems, we propose illumination robust and non-parametric multi-colors detection model using evolution of GP. The proposed method is compared to the existing color-models for various colors and images with different lighting conditions.

Key Words : Color Detection, Color Model, Illumination invariant, GP(Genetic Programming), Histogram Backprojection

1. 서 론

컬러를 이용한 영상처리 알고리즘은 R(red), G(green), B(blue)의 3차원 색상정보에 의해 표현되는 특징 정보를 활용하여 영상의 분석 및 패턴 인식, 물체의 검출과 추적, 그리고 얼굴 인식 등의 다양한 응용 분야에 사용되고 있다[1,2]. 이러한 응용문제에 컬러 정보가 사용되는 주된 이유는 그레이나 이진 영상에 비해 상대적으로 많은 정보를 제공해주며, 쉽게 데이터의 추출이 가능하고 영상처리의 속도가 빠르기 때문이다.

보다 정확한 컬러의 특징 정보를 추출하기 위하여 많은 연구자들에 의해 다음과 같은 연구가 최근까지 지속적으로 이루어지고 있다.

기본적인 RGB의 3차원 색상 모델에서 선형적인 변환을 통한 YUV, YIQ, $I_1I_2I_3$의 컬러 모델이나 비선형적인 변환을 통한 HSI, YCbCr, CIE 컬러 모델로의 변환은 각 색상 채널간의 연관성을 배제시키고 독립적인 정보를 바탕으로 원하는 정보만을 추출할 수 있다[3]. 이러한 색상 모델 변환의 근본적인 이유는 영상에 따라 복잡성과 다양성의 문제가 야기되기 때문이다. 즉, 동일한 대상이라도 조명이나 밝기의 변화, 또한 카메라의 위치나 대상의 재질에 따라 색상의 차이가 발생되기 때문이다[4,5].

이러한 문제점을 해결하기 위해서, 앞서 소개된 선형 또는 비선형적인 변환을 통해 제공하는 색상 채널 값을 사용하거나, 선택적인 컬러모델의 조합을 통한 하이브리드 컬러모델[6], PCA(Principal Component Analysis)와 같은 통계적 분석방법에 의한 컬러모델[7], GP(Genetic Programming), Fuzzy와 같은 학습을 통해 생성된 최적화된 컬러검출 모델[8]들이 제안되어 왔다.

이와 같은 조합이나 학습 등의 컬러 모델들은 단일 색상이나 학습된 색상에 대해서는 강인한 검출성능을 보이고 있으나, 다양한 색에 대해서는 보편적인 접근방법을 제시하지 못하고 있다. 또한 분리된 색상채널 정보만을 사용하더라도 각 채널간의 연관성을 완전히 배제되지 못하여 현재 환경에 적합한 특정 범위설정이나 파라미터 설정 등이 필요하다.

본 연구에서는 GP(Genetic Programming)[9,10]의 최적

접수일자 : 2010년 10월 21일
완료일자 : 2010년 11월 26일
교신저자 : 서기성
본 논문은 본 학회 2010년도 추계학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

화된 학습기법을 통해 파라미터의 설정 없이 다양한 조명변화와 환경 하에서 특정 색상의 검출을 위한 컬러모델을 제안하며, 색상의 히스토그램 정보를 적용한 진화연산 기법을 통해 학습된 색상만이 아닌 일반적인 색상에 대해서도 검출 가능한 보편적인 컬러 모델 생성의 가능성을 발견하고자 한다.

2. 기존의 컬러 검출 모델

대부분의 디스플레이 시스템과 캠을 통해 획득된 영상은 RGB 컬러모델을 가진다. RGB 모델은 R, G, B 채널간의 높은 상관관계 때문에 밝기의 변화와 같은 환경변화에 각 채널 값이 모두 영향을 받으며, 이로 인해 특정 색상의 분류가 어렵고 대상 검출에 적합하지 못한 단점을 지닌다. 이를 극복하기 위하여 기존 RGB컬러 모델을 선형 혹은 비선형적 변환을 통해 채널 간 상관관계를 최소화하는 다양한 컬러모델들이 다음과 같이 제안되어 왔다.

2.1 선형, 비선형 컬러 모델

2.1.1 YIQ/YUV

YIQ 모델은 American TV 시스템에 사용되고 있는 컬러모델로, Y는 컬러의 밝기를 I와 Q는 색상과 채도의 정보를 가진다. YUV는 YIQ과 비슷한 형태로 European TV 시스템에 사용되고 있다. 두 모델은 선형 변환에 의해 생성되며, 비선형변환에 비해 수행 속도가 빠르고 특히 Y채널은 컬러이미지에서 엣지 검출과 같은 연산에 사용되고 있다.

2.1.2 $I_1I_2I_3$

$I_1I_2I_3$ 모델은 영역 분할의 체계적인 실험을 통해 생성된 효율적인 컬러 모델로 재귀적 영역분할과 RGB 색상에 대한 Karhunen-Loeve 변환을 통하여 새로운 컬러 특징들을 계산하였다. 8장의 서로 다른 영상에 대해 다양한 컬러 정보를 분석하고, 이를 통해 컬러 검출을 위한 특징을 발견하였다. 기존의 컬러모델에 비해 분류의 성능이나 연산의 복잡도 측면에서 효율적인 측면을 보이고 있다[11].

2.1.3 HSI/HSV

HSI 모델은 컬러의 정보를 대표하는 기본 색상 값(Hue)과 색의 탁한 정도를 나타내는 채도(Saturation), 영상의 밝기정도를 나타내는 명도(Intensity)값으로 나타낸다. 사람이 쉽게 인지할 수 있는 고유 색상 정보값을 표현하기 때문에 영상처리에서 일반적으로 많이 사용되고 있다. HSI 모델은 비선형적인 연산을 통해 나타낸다. 이밖에도 HSV(Hue-Saturation-Value), HSL (Hue-Saturation-Lightness)등과 같은 유사한 컬러모델들이 존재한다[12].

2.1.4 CIE L*a*b*/L*u*v*

CIE(Commission International de I'Eclairage) 컬러모델은 인간의 색 인지도에 기반을 두어 개발되었으며, RGB 컬러모델에 대한 선형변환을 통해 XYZ 컬러모델로 나타낸다. 하지만 XYZ 모델의 경우 각 색상에 대한 불균등한 공간이 존재하고 불규칙한 배열의 문제점이 발생하기 때문에, 이를 보완하기 위해 비선형 변환에 의한 CIEL*a*b, CIEL*u*v* 모델로 변환하여 사용되고 있다[13].

2.2 하이브리드 컬러 모델(Hybrid Color Space)

하이브리드 컬러 모델은 k 개의 컬러 모델 요소 중 검출색상에 대해 분류확률이 높은 3개의 컬러 채널로 구성된다. 일반적으로 (R, G, B, H, I, S, X, Y, Z, L*, a*, b*, u*, v*, I_1, I_2, I_3, A, C_1, C_2, Y, I, Q, U, V) 등의 다양한 컬러모델을 통해 검출색상을 식별하는데 적합한 3개의 채널을 선택하여 하나의 컬러 모델을 생성하고, 이를 통해 특정 색상에 대한 검출을 수행한다. 연산의 효율과 검출 성능 측면에서는 우수하나 수행되는 영상처리작업에 종속적이며, 생성된 하나의 하이브리드 모델은 다양한 컬러 검출에 적용하기 어려운 단점을 가진다[6].

2.3 PCA(Principal Component Analysis)을 이용한 모델

주성분 분석법(PCA)은 다양한 데이터의 집합을 하나의 축으로 사상 시켜 분산이 가장 크게 발생되는 축 성분(Principal Component)을 통해 새로운 좌표계로 데이터를 선형 변환하는 기법이다. PCA는 고유한 정보를 보존한 채 데이터의 차원을 축소하여 연산을 간소화하는 장점을 가진다. 이를 통한 컬러 모델은 특정 컬러 좌표계에서 다양한 조명변화를 통해 생성된 검출 색상에 대한 데이터를 통해 주성분을 분석하고 새로 생성된 주성분 좌표계를 통해 컬러를 검출한다. 하지만 이 모델 또한 다양한 컬러를 검출하는데 사용되기 어려운 단점을 가진다[7].

3. GP를 이용한 다중 컬러 검출 모델

3.1 GP(Genetic Programming)

GP[9,10]는 트리구조를 이용하여 개체를 표현함으로써 GA에서 사용하는 스트링 구조에 비해 크기와 구조에 가변적인 요소를 가진다.

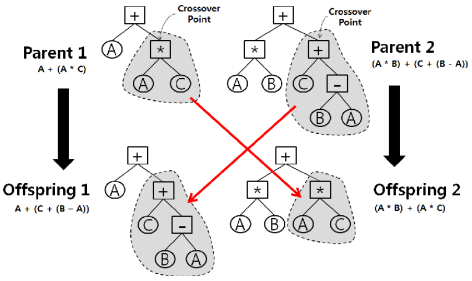

그림 1. GP의 Crossover 연산.
Fig. 1. GP Crossover Operation.

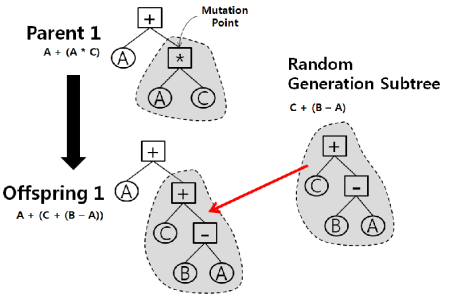

그림 2. GP의 Mutation 연산.
Fig. 2. GP Mutation Operation.

트리를 구성하는 각 노드는 하나의 함수(그림 1의 □ 영역) 또는 터미널을(그림 1의 ○영역: 상수 및 변수) 나타내며, 각 개체는 함수의 집합, 즉 컴퓨터 프로그램으로 구성된다. GP에서의 교배(그림 1)와 돌연변이 연산자(그림 2)의 작용은 선택점에서 서브트리를 교체한다.

3.2 GP를 이용한 컬러 모델 생성

3.2.1 터미널(Terminal)과 함수(Function)

진화연산에 사용된 터미널은 R, G, B, I_1, I_2, I_3, Y, Cb, Cr, H, S, L, L*, a*, b* 의 총 15개의 컬러 채널 값들을 사용하며, 각 채널 값은 [0,255] 사이 값으로 스케일 변환되어 사용된다. 추가적으로 [0,255] 사이의 Rand 값을 포함한 총 16개의 터미널 값을 사용한다. GP의 함수로는 각 채널값들의 일반적인 사칙연산과 min, max 연산, 비교연산의 함수들로 구성된다(표 1).

표 1. GP의 함수와 터미널
Table 1. Function and Terminal of GP

Node	Arity	Description
Rand	0	[0,1] 사이의 랜덤 값
R, G, B	0	RGB 모델의 각 채널 값
I_1, I_2, I_3	0	$I_1I_2I_3$ 모델의 각 채널 값
Y, Cb, Cr	0	YCrCb 모델의 각 채널 값
H, S, L	0	HSL 모델의 각 채널 값
L*, a*, b*	0	L*a*b* 모델의 각 채널 값
+	2	두 채널값의 합
-	2	두 채널값의 차
*	2	두 채널값의 곱
/	2	두 채널값을 나눔
mean	2	두 채널값의 평균
min	3	세 개의 채널값 중 최소값
max	3	세 개의 채널값 중 최대값
compare	4	if A>=B then C else D
equal	4	if A==B then C else D

3.2.2 GP 컬러 모델 생성

GP에 의해 생성되는 컬러 모델은 다음의 2단계를 통해 진화 연산을 수행한다.

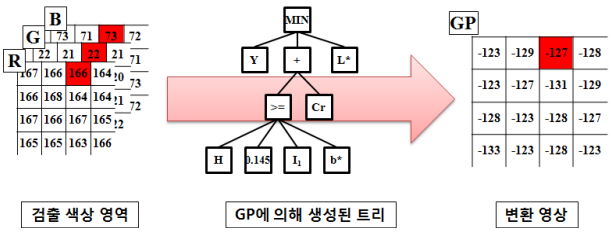

그림 3. 생성된 컬러모델(트리)을 통해 영상 변환
Fig. 3. Image conversion using generation color model(tree)

첫 단계는 3.2.1절에서 소개한 터미널과 함수를 통해 1) 초기 트리 개체를 생성하고, 생성된 트리를 검출하고자 하는 색상 영상의 모든 픽셀에 대해 적용시켜, 2) 트리에 의해 변환된 새로운 실수 값으로 매핑 한다. 3) 변환된 영상에 대해 [-255,255] 범위를 가지는 히스토그램을 추출한 뒤, 최대값을 가지는 빈(bin)에 대해 255의 값으로, 이외의 값들은 [0,255] 사이의 값으로 스케일링 한다(그림4).

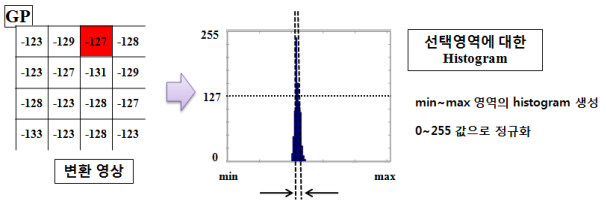

그림 4. 변환 영상에 대한 히스토그램
Fig. 4. Histogram of conversion image

두 번째 단계에서는, GP의 적합도 연산에 사용할 결과영상(그림 7)과의 비교를 위해 1) 1단계에서 생성된 히스토그램을 127의 임계값을 통해 0과 255 값으로 대치한다. 2) 1단계 과정과 동일하게 학습영상(그림 6)에 대한 변환 영상을 생성한다. 3) 앞서 생성한 히스토그램을 통해 변환 영상에 대한 역투영 영상을 구성한다. 이는 각 픽셀의 값과 동일한 위치의 히스토그램 빈값을 대치하는 과정으로 수행된다[14]. 히스토그램에서 255값을 가지는 범위안의 픽셀값을 255로 그 이외 영역은 0으로 매핑함으로써 역투영된 결과영상을 추출하게 된다(그림 5).

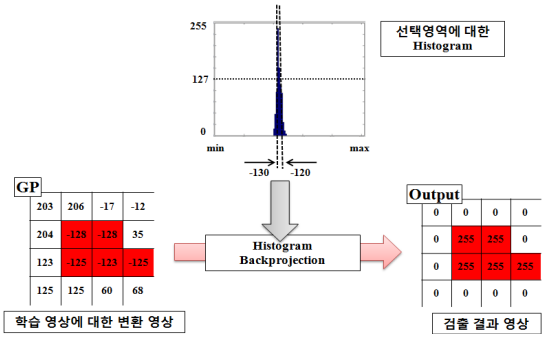

그림 5. 히스토그램 역투영에 의한 영상추출
Fig. 5. Extraction of resulted imagres by histogram backprojection

3.2.3 적합도(Fitness) 연산

$$
\begin{aligned}
&\text{for } i = 1:N,\ j = 1:M \\
&\quad \text{for } w = 1:width,\ h = 1:height \\
&\qquad \text{if } result_{N,M}(i,j) = 255 \\
&\qquad\quad \text{if } result_{O}(i,j) \neq 255 \\
&\qquad\qquad Err_{miss} = Err_{miss} + 1 \\
&\qquad else \\
&\qquad\quad \text{if } result(i,j) \neq 0 \\
&\qquad\qquad Err_{false} = Err_{false} + 1 \\
&\\
&fitness \mathrel{+}= Err_{miss} + Err_{false}
\end{aligned}
$$

GP에 의해 생성된 트리에 대한 적합도는 3.2.2 과정을 통해 생성된 역투영 영상과 이때 적용된 선택색상의 결과영상(그림 7)을 비교하여 계산하게 된다. 이때 동일한 트리에 대하여 학습될 색상의 수와 동일하게 위의 과정을 반복 수행하고 각각의 학습영상에서 계산된 적합도를 합산하여 현재 트리에 대한 적합도를 부여한다.

적합도 계산에 사용되는 수식은 위와 같다. 이때 N은 학습시킬 색상의 개수를 M은 학습영상의 개수를 나타낸다. $result_{N,M}$ 은 현재 선택된 색상에 대한 결과 영상, $result_O$ 는 GP기반 컬러 모델에 의해 생성된 결과 영상이다.

4. 실험 및 결과 분석

4.1 실험 환경

실험을 위해 사용된 GP 프로그램은 C 기반의 Lil-GP [15] 프로그램을 이용하였다.

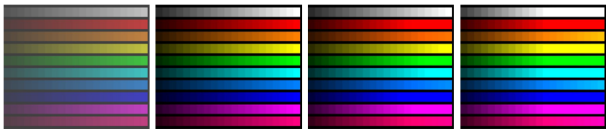

그림 6. 서로 다른 밝기를 가진 학습 영상
Fig. 6. Different illuminations for training images

실험을 위해 그림 6과 같이 10가지 서로 다른 색상으로 구성된 영상에 대해 밝기의 변화를 준 총 4장의 학습 영상을 사용하였으며, 학습에 사용된 각 색상에 대한 결과영상은 edge검출을 통해 영역을 설정하여 추출하였다(그림 7).

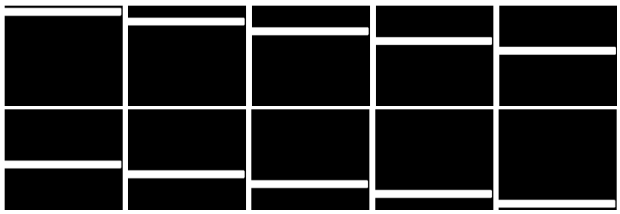

그림 7. 선택된 색상 영역에 대한 결과 영상
Fig. 7. Result images for selected color region

4.2 실험 결과

GP 컬러 모델에 대한 실험은 진화연산에 사용된 영상과 사용되지 않은 일반 영상에서의 특정 색상에 대한 검출을 통해 진화연산의 적용 가능성을 확인하였다. GP의 진화연산에 사용된 파라미터는 표 2와 같다.

표 2. GP 파라미터
Table 2. GP Parameters

파라미터	설정값
Population Size	300
Initial Depth	2-3
Initial Population	half_and_half
Max Depth	7
Max Generation	300
Selection Method	Tournament (size=7)
Crossover Rate	70%
Mutation Rate	20%

GP의 진화연산을 통해 아래와 같은 최적해를 생성하였다. 이렇게 생성된 트리를 컬러모델로 사용하여 다음의 실험들을 수행하였으며, RGB, HSV컬러모델과 검출결과를 비교실험 하였다. 다음은 생성된 트리에 대한 Lisp 표현 방식이다.

```
minus( divide( 67.81513, minus( divide( min( L*, Cr, b* ), 61.17733 ), S ) ), H )
```

4.2.1 학습에 사용된 영상을 통한 실험 결과

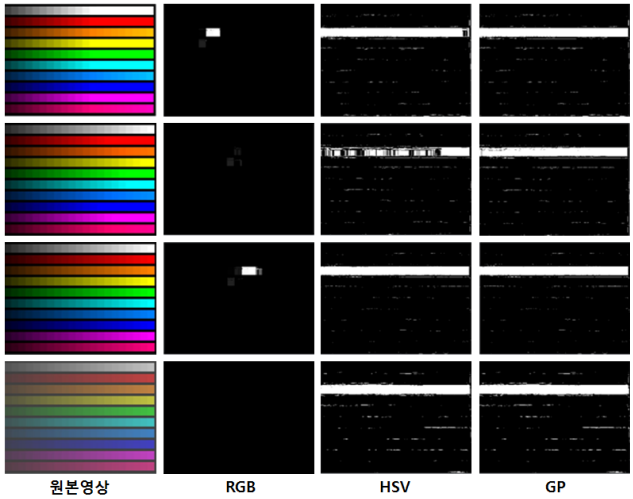

그림 8. 주황색 색상에 대한 검출 결과 영상
Fig. 8. Result images for orange color

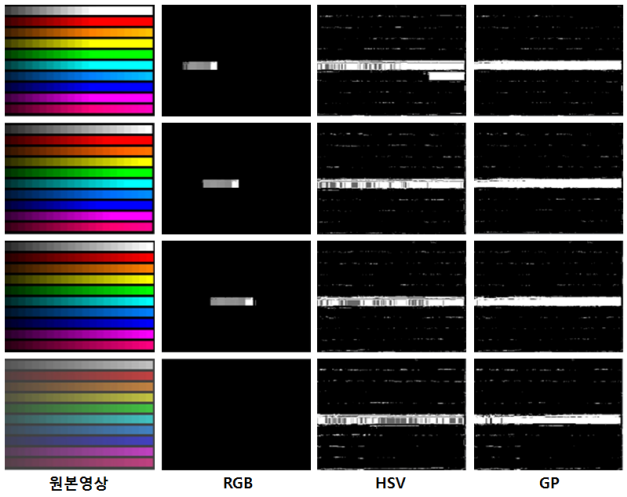

그림 9. 하늘색 색상에 대한 검출 결과 영상
Fig. 9. Result images for sky color

그림 8과 9는 학습된 영상에 대한 주황색, 하늘색 색상의 검출 결과를 보인다. RGB컬러 모델의 경우 약간의 밝기변화에도 값의 변화가 많이 발생하기 때문에 정확한 검출이 이루어지지 않는 것을 확인할 수 있다. HSV와 GP 컬러모델의 경우 검출 색상 영역의 모든 부분에서 대부분 검출이 이루어졌지만, HSV 컬러모델의 경우 밝기가 차가 많이 발생되는 부분에서 오검출 및 미검출이 발생된 것을 확인 할 수 있다. GP 컬러모델의 경우 대상 색상에 대한 정확한 검출이 이루어졌으며, 오검출 및 미검출 영역이 발생되지 않은 것을 확인할 수 있다.

4.2.2 학습에 사용되지 않은 영상을 통한 실험 결과

학습되지 않은 영상에 대한 실험을 위해 ALOI[16] 데이터를 사용하였다. ALOI는 1000여 가지의 물체에 대해 조명의 변화를 달리한 다양한 영상 데이터 셋을 제공함으로써 다양한 컬러 연구에 활용되고 있다. 본 논문에서는 3가지 물체의 데이터 셋을 선정하여 실험을 수행하였다.

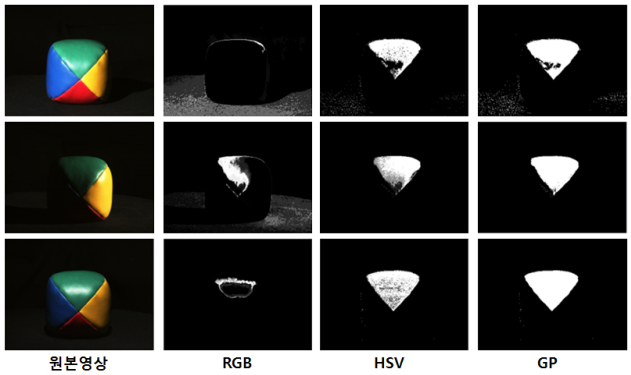

그림 10. 25_1 영상 데이터 집합에 대한 검출 결과 영상
Fig. 10. Result images for 25_1 data sets

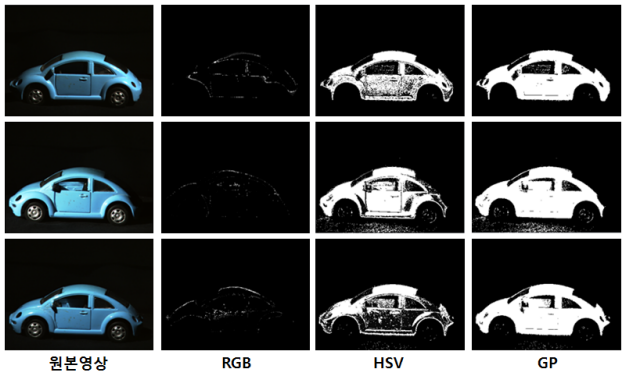

그림 11. 138_1 영상 데이터 집합에 대한 검출 결과 영상
Fig. 11. Result images for 138_1 data sets

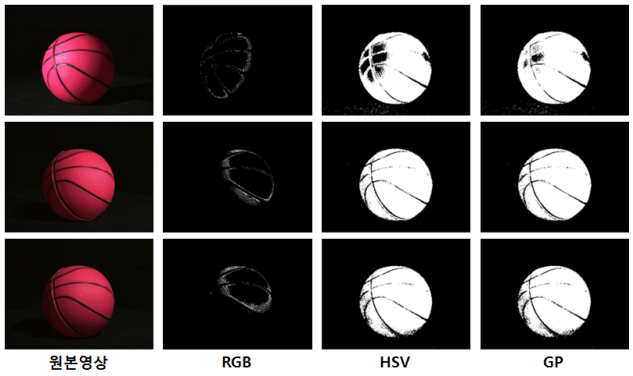

그림 12. 164_1 영상 데이터 집합에 대한 검출 결과 영상
Fig. 12. Result images for 164_1 data sets

그림 10-12는 각 데이터 셋에 대한 결과영상을 보인다. 각각의 영상에서 대표되는 색상을 선택하여 실험을 수행하였으며, 앞선 실험과 유사하게 RGB 컬러모델의 경우 색상의 검출이 대부분 수행되지 못한 것을 확인할 수 있다. HSV 컬러모델의 경우 물체의 표면 재질이나 조명의 방향에 따라 색상의 값이 많이 달라지기 때문에 모든 영역에 대해 정확한 검출이 이루어지지 않은 것을 확인할 수 있다. 하지만 GP 컬러모델을 사용한 경우 선택 색상 영역에 대해서 정확한 검출이 이루어졌으며, 조명에 의해 밝기가 급격히 변하더라도 HSV모델에 비해 상당부분 정확한 검출이 이루어진 것을 확인 할 수 있다.

표 3. 각 컬러모델에 대한 검출 결과 비교
Table 3. Comparison of detection results for each color models

Test	Data Set	Color Model	검출률(%)	오검출률(%)
학습 영상	Test1	RGB	1.99	0.00
		HSV	88.84	1.03
		GP	**97.24**	**0.84**
	Test2	RGB	11.87	0.00
		HSV	64.53	2.06
		GP	**94.97**	**1.10**
ALOI 영상	25_1	RGB	14.22	2.82
		HSV	49.63	0.23
		GP	**64.86**	**0.58**
	138_1	RGB	1.49	0.03
		HSV	45.66	0.68
		GP	**72.28**	**0.52**
	164_1	RGB	5.20	0.04
		HSV	66.92	2.88
		GP	**71.13**	**3.48**

위의 표 3의 결과는 본 논문에 수록된 영상에 대한 검출률과 오검출률을 측정한 것이다. 표에서도 확인할 수 있듯이 제안된 GP 컬러모델을 사용하였을 경우 기존의 방법들에 비해 검출률이 증가한 것을 확인할 수 있다. 하지만 몇몇 영상에 대해서는 HSV 컬러 모델에 비해 오검출률도 증가되어 나온 것을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 GP(Genetic Programming)의 진화연산에 의해 밝기와 조명 변화에 강인한 컬러 검출 모델 생성 기법을 제안하고 다양한 영상에서의 실험을 통해 새로운 컬러 모델에 대한 적용 가능성을 확인하였다. 특히 기존의 최적화 기법에서 발생되는 단일 색상의 컬러 검출이 아닌 하나의 모델로 다중 색상의 검출이 가능한 컬러 검출 기능을 가지고 있으며, 다양한 조명이나 밝기의 변화에도 파라미터의 조절 없이 컬러 검출이 가능하다.

실험 결과 학습된 영상의 경우 검출률 및 오검출 률 모두 제안된 GP 컬러모델에서 우수한 성능을 보였으며, 학습 되지 않은 영상에 대해서도 더욱 뛰어난 검출 성능을 보여주었다. 하지만 오검출률의 경우 기존 HSV컬러모델에 비해 조금 떨어지거나 유의한 수준의 결과를 확인 할 수 있었다. 이는 진화연산의 일반적인 탐색 기법과 제한적인 수행 시간으로 인해 아직 최적화된 컬러모델이 생성되지 못한 것으로 보인다.

향후 GP의 탐색 성능 개선 및 학습 영상에 대한 추가를 통해 다양한 환경 변화에서도 강인한 컬러 모델을 생성하고, 생성된 컬러 모델을 물체 탐색 및 추적 등의 알고리즘에 적용할 수 있는 확장이 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

[1] P. Vadakkepat, P. Lim, L.C. De silva, L. Jing, L.L. Ling, "Multimodal Approach to Human-Face Detection and Tracking," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 5, no. 3, pp. 1385-1393, 2008.

[2] J. Wen, X. Gao, Y. Yuan, D. tao, J. Li, "Incremental tensor biased discriminant analysis: A new color-based visual tracking method," *Neurocomputing*, vol. 73, no. 4-6, pp. 827-839, 2010.

[3] M. H. Asmara, V. S. Asirvadam, L. Iznita, "Color Space Selection for Color Image Enhancement Applications," *International Conf. on Signal Acquisition and Processing*, pp. 208-212, 2009.

[4] C. H. Kim, B. J. You, M. H. Jeong, H. B. Kim, "Color segmentation robust to brightness variations by using B-spline curve modeling," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 1, pp. 22-37, 2008.

[5] K. M. Lee, Q. Li, W. Daley, "Effects of Classification Methods on Color-Based Feature Detection With Food Processing Applications," *IEEE Trans. on Automation Science And Engineering*, vol. 4, no. 1, pp. 40-51, 2007.

[6] N. Vandenbroucke, L. Macairem, J. G. Postaire, "Color Pixels Classification in an Hybrid Color space," *International Conf. on Image Processing*, pp. 176-180, 1998.

[7] M. Hatashi, N. Hamada, "Robust concolor object tracking against illumination change using PCA in color space," *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, pp. 25-28, 2009.

[8] P. Shih, C. Liu, "Evolving Effective Color Features for Improving FRGC Baseline Performance," *IEEE Computrer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 156-256, 2005.

[9] J. R. Koza, F. H. Bennett, D. Andre, M. A. Keane, *Darwinian Invention and Problem Solving*, Morgan Kaufmann Publisher, USA, 1999.

[10] J. R. Koza, *Genetic Programming : On the Programming of Computers by Natural Selection*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992.

[11] Y. Ohta, T. Kanade, T. Sakai, "Color information for region segmentation," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 13, issue. 3, pp. 222-241, 1980.

[12] T. Carron, P. Lambert, "Color edge detector using jointly hue, saturation and intensity," *IEEE International Conf. on Image Processing*, pp. 977-1081, 1994.

[13] D. C. Tseng, C. H. Chang, "Color segmentation using perceptual attributes," *International Conf. on Pattern Recognition*, pp. 228-231, 1992.

[14] M. J. Swain, D. H. Ballard, "Indexing via color histograms," *3th International Conf. on Computer Vision*, pp. 390-393, 1990.

[15] D. Zongker B. Punch, *Lil-GP User's Manual*. Michigan State University, 1995.

[16] J. M. Geusebroek, G. J. Burghouts, A. W. M. Smeulders, "Thre Amsterdam Library of Object Images," *International Journal of Computer Vision*, vol. 61, no. 1, pp. 103-112, 2005.

저 자 소 개

김영균 (Youngkyun Kim)
2008년 : 서경대학교 전자공학과 공학사
2008~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : GP, 영상인식, 지능로봇
E-mail : dudrbs072@naver.com

권오성 (Ohsung Kwon)
2009년 : 서경대학교 전자공학과 공학사
2009~현재 : 동 학원 전자공학과 석사과정

관심분야 : 주행모바일로봇, SLAM
E-mail : s0nam00@nate.com

조영완 (Youngwan Cho)
1999년 : 연세대학교 전자공학과 공학박사
2002~현재 : 서경대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야 : 퍼지 및 신경망 시스템, 보행로봇, 무인 이동체 시스템
E-mail : ywch@skuniv.ac.kr

서기성 (Kisung Seo)
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사
2003~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 지능로봇, 진화기반 인식, GP, GA
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr