

Road Sign Detection with Weather/Illumination Classifications and Adaptive Color Models in Various Road Images

Kim Tae Hung[†] · Lim Kwang Yong^{**} · Byun Hye Ran^{***} · Choi Yeong Woo^{****}

ABSTRACT

Road-view object classification methods are mostly influenced by weather and illumination conditions, thus the most of the research activities are based on dataset in clean weathers. In this paper, we present a road-view object classification method based on color segmentation that works for all kinds of weathers. The proposed method first classifies the weather and illumination conditions and then applies the weather-specified color models to find the road traffic signs. Using 5 different features of the road-view images, we classify the weather and light conditions as sunny, cloudy, rainy, night, and backlight. Based on the classified weather and illuminations, our model selects the weather-specific color ranges to generate Gaussian Mixture Model for each colors, Green, Yellow, and Blue. The proposed method successfully detects the traffic signs regardless of the weather and illumination conditions.

Keywords : Road-View Images, Road Sign Detection, Weather Classification, Illumination Classification, Adaptive Color Models

날씨·조명 판단 및 적응적 색상모델을 이용한 도로주행 영상에서의 이정표 검출

김 태 형[†] · 임 광 용^{**} · 변 혜 란^{***} · 최 영 우^{****}

요 약

도로주행 영상에서의 객체 검출에 관한 기존의 연구들은 날씨 및 조명 상태에 따른 객체 검출의 어려움 때문에 대부분 맑은 날씨의 영상을 대상으로 연구가 진행되었다. 본 논문에서는 도로주행 영상의 다양한 날씨 및 조명 상태를 먼저 판단하고, 이를 기반으로 도로 이정표에 대한 색상모델을 설정하여 이정표 객체를 찾는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 5종류의 도로 이미지 특징을 이용하여 맑음, 흐림, 비, 야간, 역광으로 날씨 및 조명 상태를 먼저 분류하고, 각각의 상태에서 대상 이정표 색상의 픽셀값의 범위를 추출하여 GMM(Gaussian Mixture Model)을 생성하고 이를 객체 추출에 사용한다. 날씨 및 조명이 다양하게 변하는 도로주행 영상에 제안한 방법을 적용하여 이정표 영역이 안정적으로 찾아지는 것을 확인할 수 있었다.

키워드 : 도로주행 영상, 이정표 검출, 날씨 판단, 조명 판단, 적응적 색상 모델

1. 서 론

첨단 운전자 지원시스템 ADAS(Advanced Driver Assistance Systems)란 복잡한 차량 제어 프로세스에서 운전자의 안전을 향상시키고 주행 편의성을 도우며 궁극적으로는 무인자동차로 가는 필수적인 기술을 말한다. ADAS에

관한 연구개발은 지난 10여 년간 꾸준히 그 관심과 중요성이 대두되고 있으며, 관련 시장은 2010년부터 2020년까지 연평균 두 자리 수의 성장세를 유지할 전망이다. ADAS의 핵심은 운전자의 안전과 편의성을 향상시키는 기술로서 이와 관련된 센서들 중에서 가장 중요한 핵심 센서는 이미지센서, 즉 카메라이다.

이를 이용하여 그동안 보행자 검출[1], 장애물 검출[2], 차선 검출[3], 표지판 인식[4] 등 다양한 연구들이 진행되어 왔다. 이 가운데 도로 표지판 검출은 주로 표지판의 모양을 이용하는 방법과[5] 표지판의 색을 이용하는 방법으로[6] 나눌 수 있다. 색을 바탕으로 한 많은 연구들은 PCA(Principal Component Analysis)를 이용하여 가장 주된 색을 찾아내서 사용하거나[7], Hue와 Saturation의 고정적인 값과 단순 임

* 본 연구는 2014년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2012R1A1A2041343).

[†] 준 회원: 연세대학교 컴퓨터과학과 석·박사통합과정

^{**} 비 회원: 연세대학교 컴퓨터과학과 석·박사통합과정

^{***} 정 회원: 연세대학교 컴퓨터과학과 교수

^{****} 정 회원: 숙명여자대학교 컴퓨터과학과 교수

Manuscript Received: June 25, 2015

First Revision: August 31, 2015

Accepted: August 31, 2015

* Corresponding Author: Choi Yeong Woo(ywchoi@sookmyung.ac.kr)

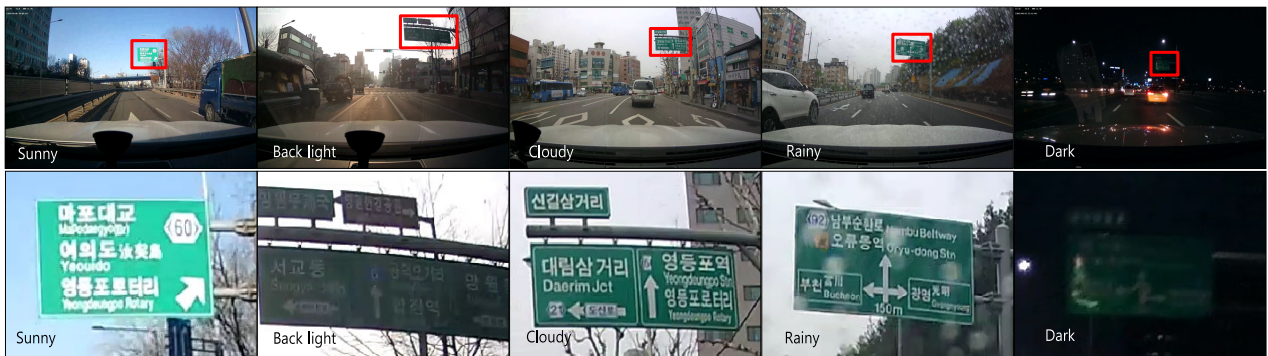


Fig. 1. (a) Various Road Images(top), (b) Their Road Signs(bottom)

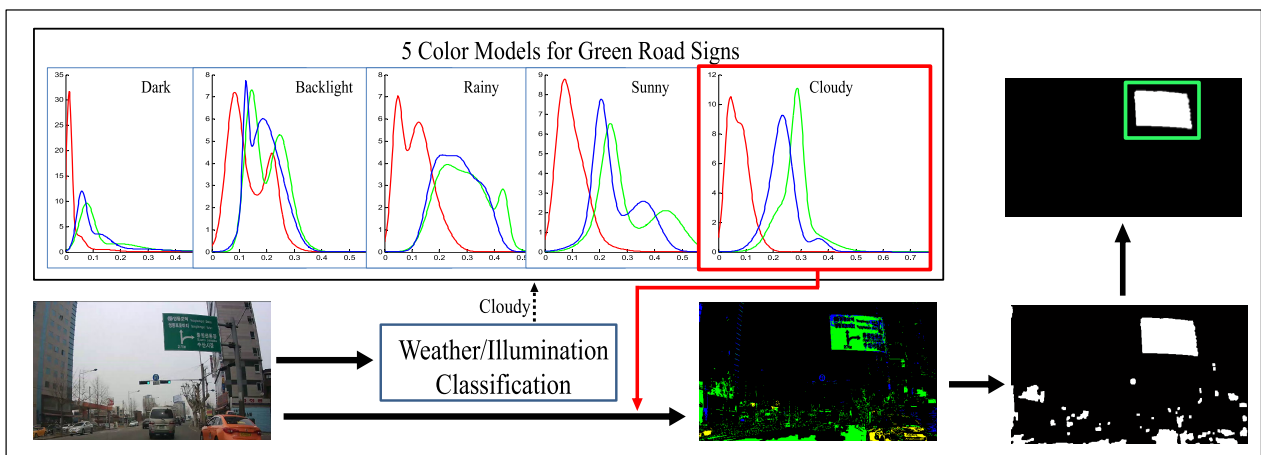


Fig. 2. Overview of the Proposed Method

계치를 이용하여 표지판, 이정표 영역을 분할하는 방법을 생각할 수 있다.

색을 이용하여 분리하는 방법은 날씨 및 조명 변화에 민감한 단점이 있으며 이 때문에 객체 검출에 적용하는 데 한계점이 있다. 또한 색을 이용한 표지판 검출 연구들은 비교적 날씨가 좋은 상태에서의 데이터 셋을 사용하는 등 제한적인 환경에서 연구가 진행되었다[6, 7]. 그러나 실제로 운전자가 도로에서 주행하는 상황은 Fig. 1(a)와 같이 맑음, 역광, 흐림, 비, 야간 등 다양한 환경에서 이루어진다. 이러한 주행환경에서의 이정표는 Fig. 1(b)와 같이 표지판의 동일한 녹색에 대해서도 매우 넓은 범위의 색 영역으로 표현되기 때문에 기존의 방법들로는 표지판을 정확히 찾는 데 어려움이 있다. 본 논문에서는 Fig. 1과 같이 날씨 및 조명이 다양하게 변화하는 도로주행 영상에서 이정표를 검출하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법의 핵심은 도로주행 영상의 날씨를 먼저 판단하고 판단된 결과에 따라 적응적으로 색 모델을 적용하여 이정표 영역을 분리하는 것이다. 이를 통해서 기존의 방식에서 검출하기 어려웠던 흐린 날, 비 오는 날, 야간, 역광의 도로영상에 대해서도 안정적으로 이정표 영역을 찾는 것이 가능해졌다.

도로 주행영상에서의 날씨는 M. Roser[8]가 제안한 방법을 개선하여 맑음, 흐림, 비의 날씨와 야간, 역광 조명의 총

5가지 상태로 분류한다. 분류된 결과에 따라 노란색, 파란색, 녹색 이정표를 추출하기 위해서 학습데이터로부터 만들어진 날씨 분류 결과에 따른 색 모델을 적용한다. 색 모델의 구성은 학습이미지로부터 추출한 픽셀들로 히스토그램을 구성하고 이를 GMM[9](Gaussian Mixture Model)으로 모델링한다. 각각의 날씨별로 3개의 색 모델이 구성되어 총 15개의 GMM 모델이 만들어진다. 주어진 이미지에 대한 날씨 및 조명 상태가 판단되면 해당되는 GMM 색 모델에 대해서 영상 내의 모든 픽셀들이 색상 분류 기준에 따라 노란색, 파란색, 녹색 및 기타 색인 검은색으로 분류된다. 이와 같이 분할된 결과를 모폴로지 연산을 통해서 이정표 후보군을 찾고 검증 단계를 거쳐 최종적으로 이정표 영역을 검출한다.

본 논문 구성으로서 2절에서는 제안 방법을 구체적으로 설명하고, 3절에서는 다양한 실험 결과 및 이에 대한 평가 결과를 기술한다. 끝으로 4절에서 결론을 맺는다.

2. 제안 방법

본 논문은 표지판 검출을 위해서 기존의 색을 이용한 방법 또는 형태학적 방법들이 갖고 있는 날씨 변화, 조명 변화가 심한 영상에서의 검출 한계점을 극복하기 위해서 Fig. 2와 같은 방법을 제안한다.

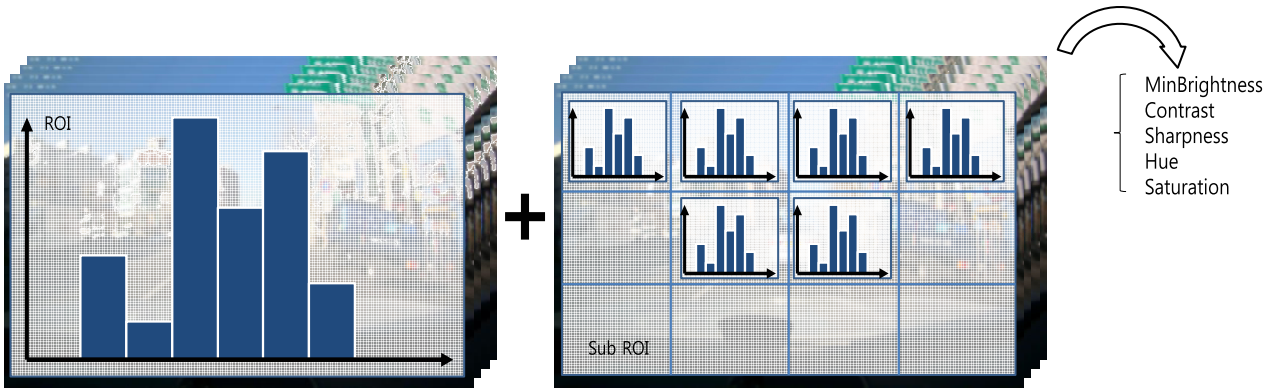


Fig. 3. ROI for Weather-Illumination Classifications: One Whole Region and Six Sub Regions

도로 주행영상이 입력되면 먼저 영상의 날씨·조명 상태를 5개의 부류로 판단하고, 날씨·조명 판단 결과에 따라 적응적 GMM 기반의 색 모델을 적용한다. 각 부류에는 3종류의 이정표를 분류하기 위한 각각의 색 모델이 구성되어 있으며 입력된 영상의 모든 픽셀에 대해서 분류한다. 끝으로 분류된 결과에 따라 이정표 영역을 추출한다. 이 과정은 분할된 이미지의 8방향 연결요소 분석으로 각 영역단위로 추출한 후 휴리스틱 검증 조건을 적용하여 이정표로 판단되지 않는 영역들을 제거하고 최종 이정표만을 검출한다.

2.1 날씨·조명 판단

주어진 도로주행 영상을 날씨와 조명에 따라 각각의 색 모델을 적용하기에 앞서 해당 영상의 날씨와 조명상태를 먼저 판단해야 한다. 본 논문에서는 날씨 및 조명 상태를 분류하기 위해서 M. Roser가 제안한 알고리즘을 개선하여 사용하였다. M. Roser가 제안한 알고리즘은 이미지의 전체 영역에 해당하는 1개의 ROI와 12개의 부분 영역으로 나눈 SubROI로 구성하고 각각의 SubROI는 다시 10×10 크기의 픽셀 블록으로 나눈다. 각 블록에 대해서 최소 밝기 값 (MinBrightness), 선명도(Sharpness)[10,11], 대비(Contrast), 색조(Hue), 채도(Saturation)의 5개 특징을 추출하고 히스토그램을 생성하여 맑음, 약한 비, 강한 비로 SVM[12](Support Vector Machine)을 이용하여 세 부류로 날씨를 판단한다.

여기서 사용한 5가지 특징 중에서 최소 밝기값 특징은 픽셀 블록 내에서 밝기값이 가장 작은 것으로 정의되며, 대비 특징은 픽셀 블록 내에서의 명암대비값이다. 선명도는 다음의 Equation (1)로 정의한다.

$$\text{Sharpness} = \frac{\sum i \delta_i \rho(i) \sqrt{S_x^2(i) + S_y^2(i)}}{\sum i \delta_i} \quad (1)$$

여기서 S_x , S_y 는 소벨 연산자의 결과 값이며, $\rho(i)$ 는 대비의 역수값, δ_i 는 에지픽셀의 개수로서 이를 이용해서 영상의 선명도를 파악할 수 있다. 색조와 채도 특징은 픽셀 블록 내의 각각의 색조와 채도의 평균값으로 정의한다.

영상에서 날씨의 전반적인 맑고 흐림은 밝기 값, 대비, 선명도 특징으로 분류되며, 비가 오는 경우 차 유리에 맺히는 물방울로 인해서 이미지의 일부가 흐려지는데 선명도 특징의 변별력으로 구분할 수 있다. 색조와 채도 특징은 색 값을 이용하는 것으로서 위의 5개 특징으로 날씨 분류의 정확성이 상당히 높다. 13개의 영역에 대해서 각 5개의 특징 값과 10개의 빈을 이용하여 전체 650 차원의 특징이 생성된다.

본 논문에서는 M. Roser가 제안한 5가지의 특징을 Fig. 3과 같이 전체영상과 주로 하늘이 포함되는 부분 영역만을 ROI로 사용한다. 이를 이용한 특징 서술자 D는 Equation (2)와 같이 정의된다.

$$D = \sum_{r \in R} F(r) \quad (2)$$

Equation (2)에서 R은 Fig. 3에 표현된 특징추출 영역을 의미하며, F는 각 영역에서 추출된 5가지 특징으로서 Equation (3)과 같이 정의된다. 여기서 H는 각 특징의 히스토그램이다.

$$F = H_{\text{minBright}}, H_{\text{Cont}}, H_{\text{Sharp}}, H_{\text{Hue}}, H_{\text{Sat}} \quad (3)$$

영상 전체가 아닌 6개의 부분 영역만을 ROI로 사용하는 것은 날씨·조명 상태를 판단하는데 하늘을 포함하는 영역이 가장 변별력이 높았으며, 이를 이용해서 분류 정확도를 97%에서 99%로 향상시켰다. 또한 특징 차원도 350차원으로 줄여서 특징추출에 걸리는 시간이 크게 단축시켰다.

2.2 날씨별 색 모델 생성

날씨 및 조명 판단 결과에 따른 색 모델을 생성하기 위해서 Fig. 1과 같이 날씨별로 이정표 데이터를 충분히 수집해야 한다. Fig. 4는 맑은 날 녹색 및 파란색 이정표의 예를 보여준다. 그림 왼쪽의 원본 이미지에 대해서 색 모델을 생성하기 위한 추출된 영역의 이미지가 오른쪽에 있다. 날씨별 색 모델을 구성하기 위해서 각각의 날씨·조명 클래스에 대해서 250장의 이미지 셋을 구성한 후 임의로 50장의 이미지를 각각 선택하여 색 모델 구축을 위한 영역을 추출하였다.



Fig. 4. Extracting Colors of Road Signs for Color Model Generations

이정표 픽셀의 분포특성을 표현하기 위해서 본 논문에서는 GMM을 사용하였다. GMM은 주어진 데이터 집합의 분포를 여러 개의 가우시안 확률밀도 함수로 모델링하는 방법으로서 데이터의 개수가 많지 않아도 데이터를 일반화시켜서 표현할 수 있으며, 가우시안의 파라미터만 알고 있으면 데이터의 분포를 쉽게 표현할 수 있는 장점이 있다. 전체 확률밀도 함수가 M 개인 GMM은 Equation (4)로 표현된다.

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M w_i g(x|u_i, \sum i) \quad (4)$$

여기서 $g(x|u_i, \sum i)$ 은 데이터 x 에 대해서 i 번째 평균벡터(u_i) 성분과 $\sum i$ (공분산)으로 이루어진 확률밀도함수를 의미하며 w_i 는 i 번째 확률밀도 함수의 가중치이다.

녹색 이정표 50장에서 추출한 픽셀의 색 분포는 Fig. 5(a)와 같으며 이를 GMM으로 표현하면 Fig. 5(b)와 같다. 본 논문에서는 실험적으로 가장 우수한 결과를 보이는 5개의 가우시안 확률밀도 함수로 이루어진 모델을 사용했으며, 5개의 날씨·조명과 3 종류의 이정표에 대해서 총 15개의 모델을 생성하였다.

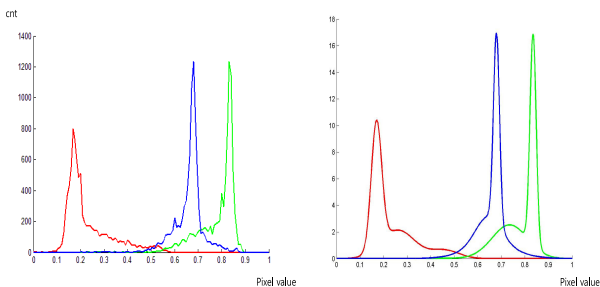


Fig. 5. (a) Inherent Color Distribution of Green Road Signs(Left), (b) Its GMM Model(Right)

2.3 이정표 영역 분할

날씨 및 조명 상태에 따른 각각의 색 모델은 해당 날씨 이정표 색상에 대한 RGB 색 분포를 가장 잘 표현하게 된다. 따라서 해당 이정표와 유사한 색 구성을 갖는 픽셀들은 각 모델의 색 채널과 비교하여 높은 유사도값이 나올 것이며, 이를 아래의 Equation (5)~(8)에 의해서 측정한다.

$$Y_S = Y_R(i_r) + Y_G(i_g) + Y_B(i_b) \quad (5)$$

$$B_S = B_R(i_r) + B_G(i_g) + B_B(i_b) \quad (6)$$

$$G_S = G_R(i_r) + G_G(i_g) + G_B(i_b) \quad (7)$$

$$Image(i) = \begin{cases} \max\{Y_S, B_S, G_S\}, & \max\{Y_S, B_S, G_S\} \geq T_1 \text{ and } \frac{\max\{Y_S, B_S, G_S\}}{Y_S + B_S + G_S} \geq T_2 \\ 0, & \max\{Y_S, B_S, G_S\} < T_1 \text{ or } \frac{\max\{Y_S, B_S, G_S\}}{Y_S + B_S + G_S} < T_2 \end{cases} \quad (8)$$

Equation (5)~(7)에서 Y_S, B_S, G_S 는 입력된 이미지 픽셀의 RGB 색 값이 노란색, 파란색, 녹색 표지판 각각의 컬러 모델에 얼마나 유사한가를 측정하며, 여기서 입력된 픽셀 i 의 RGB 색 값을 각각 (i_r, i_g, i_b)로 표현한다. Equation (5)는 노란색 표지판 모델의 RGB 채널 Y_R, Y_G, Y_B 각각에 입력된 픽셀을 채널별로 대입하여 $Y_R(i_r), Y_G(i_g), Y_B(i_b)$ 를 구하고 그 합으로 노란색 표지판과의 유사도를 측정한다. 파란색(B), 녹색(G) 표지판에 대해서도 같은 방식으로 Equation (6)과 (7)을 이용해서 유사도를 측정한다.

Equation (5)~(7)을 통해서 얻은 유사도를 확정하기 위해서 Equation (8)을 정의하며, 이는 다음의 2가지 조건이 만족될 때 표지판 색의 하나로 결정한다. 일정 임계치 T_1 을 넘는 최대값과 Y_S, B_S, G_S 의 전체 합에서 일정 임계치 T_2 를 넘는 최대값을 만족시키는 경우에만 Y_S, B_S, G_S 값 중에서 가장 큰 값을 선택하도록 하였는데, 이는 노란색, 파란색, 녹색의 그 어느 표지판에도 포함되지 않는 매우 낮은 유사도 값을 제거하기 위함이다. 위의 2가지 조건을 만족하지 못하는 경우에는 분리하고자 하는 색상이 아니어서 배경인 검은색으로 분류한다. 임계치 T_1 과 T_2 는 실험에 의해서 0.3에서 0.7의 범위에서 결정하였다.

이를 바탕으로 본 논문에서는 별도의 학습 방법을 사용하지 않고 임계치만을 사용하여 각 이미지 픽셀을 노란색, 파란색, 녹색 그리고 그 외의 색들은 검은색으로 분류하였다. Fig. 6(c)는 테스트 이미지인 Fig. 6(a)와 흐린 날씨 모델을 이용하여 분할한 결과이다. 녹색 이정표 영역이 대부분 올바르게 분할된 것을 확인할 수 있다.

또한 Fig. 6(b)는 날씨 또는 조명 상태를 고려하지 않고 맑은 날씨 영상에 대해서 구한 Hue와 Saturation의 고정된 임계값을 맑은 날과 흐린 날씨 영상에 해당범위내의 값만 적용한 결과이다. 이를 통해서 날씨 및 조명 상태에 따른 각각의 색 모델이 필요한 것을 확인할 수 있다.

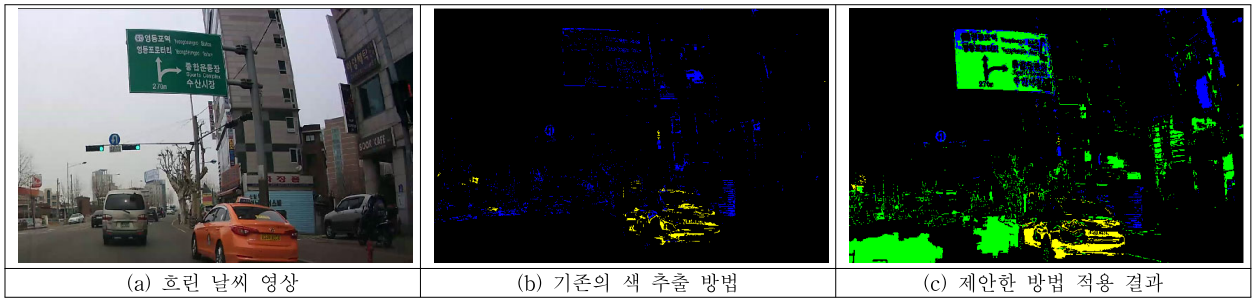


Fig. 6. Comparing Results with the Previous and the Proposed Methods

2.4 분리영역 개선

Fig. 7은 흐린 날씨 영상에서의 녹색 이정표와 이에 대한 날씨·조명 판단 결과에 따라 적응적 색 모델을 적용한 결과이다. Fig. 9(a)는 Fig. 7의 색상 분리 결과로서 먼저 Fig. 9(b)와 같이 이진이미지로 바꿔서 이진 모폴로지 연산을 적용한다. 이정표의 내부에는 다른 색상의 문자, 도형 등이 포함될 수 있으며, 이러한 영역들은 분리 대상이 아니어서 검은 색으로 분리되었으며, 전체 이정표 관점에서 보면 홀(Hole)로 생각할 수 있다. 이러한 홀들을 제거하기 위해서 모폴로지 연산을 사용한다.

Fig. 9(c)는 4방향 이웃픽셀 채움 방법[13]으로 이미지의 홀을 채운 결과이다. 이진이미지에서 홀은 이미지 경계와 만나지 않는 지역 최소값(Regional Minima)으로 정의되며, 이를 채우기 위해서 이미지 경계와 연결되지 않은 모든 최소값을 제거하고 인접한 값으로 채운다. Fig. 9(d)는 Fig. 8(a)의 구조자를 이용하여 모폴로지 닫힘 연산을 수행하여 Fig. 9(c)의 좁아진 틈을 채운 결과이다. 여기서 이정표의 문자에서 주로 나타나는 좁은 연결점과 갈라진 틈을 메꾸기 위해서 5x5 크기의 마름모 형태의 큰 구조자를 사용하였다. Fig. 9(e)는 이미지 채움 방법을 한 번 더 사용한 결과로서 Fig. 8(b)의 구조자를 사용하여 열림 연산을 수행하여 5x5 크기보다 작은 돌출된 노이즈를 제거한 결과를 Fig. 9(f)에서 보여준다. 첫 번째 홀 채움과 닫힘 연산은 이진영상의 이정표와 기타의 불필요한 부분도 부각시키는 특징이 있기 때문

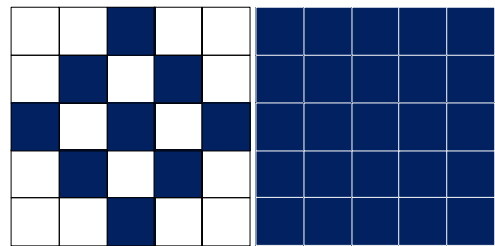


Fig. 8. (a) Structuring Elements for Closing(Left), (b) Opening(Right) Operations

에 이러한 부분들을 제거하기 위해서 5x5 크기의 큰 구조자를 사용한다. 위의 단계를 거치고 나면 찾고자 하는 이정표 영역이 명확해짐을 확인할 수 있다.

2.5 후보영역 검출 및 검증

Fig. 9(f)와 같이 모폴로지 연산을 이용하여 분리 영역을 찾았지만 나무 혹은 주위의 잡영 때문에 곧바로 이정표를 검출하기엔 어려움이 있다. 따라서 분리된 영역을 개선한 후에 이정표 후보 영역이 이미지에서 차지하는 외곽사각형(Bounding Box)의 크기, 외곽사각형 내의 픽셀 비율 및 색상 비율, 외곽사각형의 종횡비 등으로 검증한다.

Fig. 10(a)의 모폴로지 연산이 적용된 이진영상에서 8방향 연결요소 분석을 적용하여 Fig. 10(b)와 같이 각 영역단위로 분리한다. 본 논문에서 대상으로 하는 도로주행 영상의 이정표 크기는 사람의 눈으로 이정표의 내용을 파악할 수 있는 정도를 최소 크기로 정하며, 이는 실험적으로 전체 이미지 크기의 약 0.2% 이상이어야 한다. 이를 검증 조건으로 사용한 결과는 Fig. 10(c)와 같다. 모든 이정표는 사각형 모양이기 때문에 외곽사각형에서 픽셀이 차지하는 비율이 높을수록 이정표일 가능성이 높으며, 이를 반영하여 외곽사각형을 채운 픽셀의 비율이 55% 미만일 때 이정표 후보군에서 제외된 결과가 Fig. 10(d)와 같다. 또한 이정표 후보의 종횡비는 1:1에서 1:1.5 이내로 이루어진 사각형이기 때문에 이 비율을 벗어난 외곽사각형들도 후보영역에서 제외하고(Fig. 10(e)), 끝으로 노란색, 파란색, 녹색의 3가지 픽셀 중 외곽사각형 내에서 가장 높은 비율을 차지하는 색을 해당 이정표로 결정한다. 이러한 과정을 거친 결과로서 Fig. 7(b)는 흐린 날씨 영상에서 최종적으로 검출된 녹색 이정표를 보여준다.



Fig. 7. (a) Green Road Sign in Cloudy Weather(top), (b) Its Detection Result(Bottom)

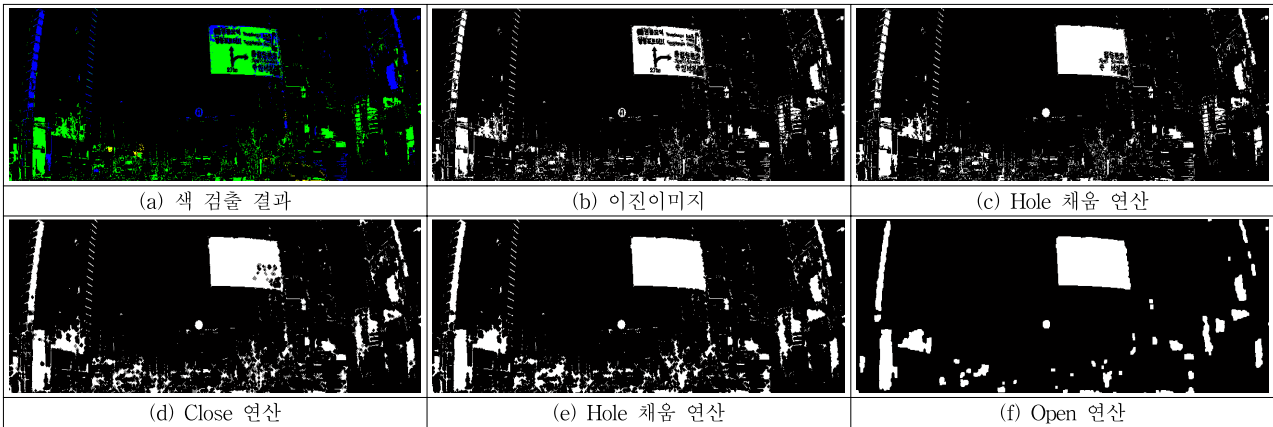


Fig. 9. Improving Segmentation Results with Morphological Operations

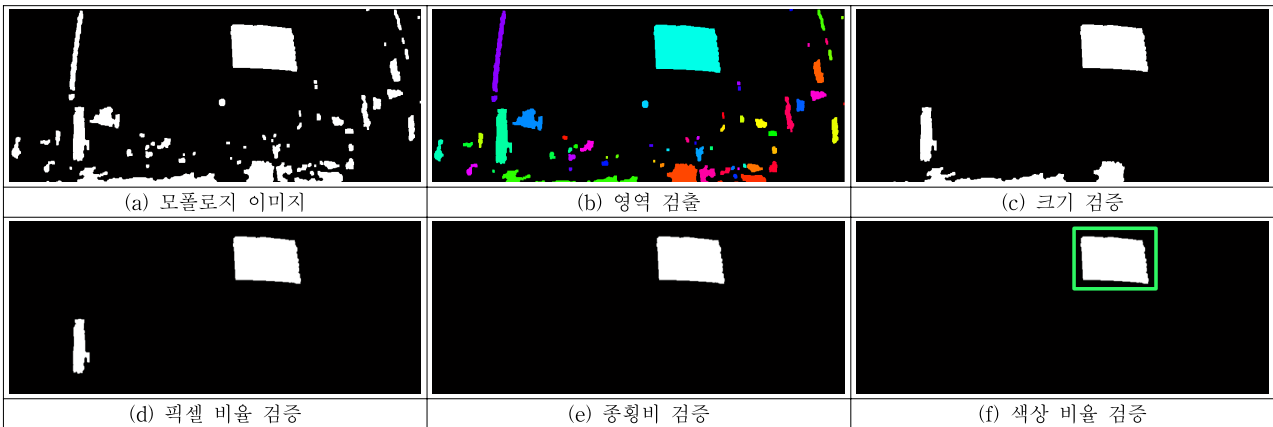


Fig. 10. Results of Each Verification Process

3. 실험 및 평가

실험은 Intel(R) Core(TM) i7 3.40GHz의 PC상에서 Matlab을 이용하여 구현하였다. 실험에 사용한 도로주행 영상데이터는 차량 전방에 설치한 블랙박스로 취득했으며 동영상 해상도는 1920×1080이다. 서울의 시내도로, 외곽 국도, 고속도로 등 다양한 도로에서 맑은 날, 흐린 날, 비 오는 날과 역광 및 야간에도 취득하였다.

실험은 이정표의 내용이 식별 가능한 크기부터 시작해서 주행 화면 뒤로 사라지는 구간까지로 설정하고 5개의 날씨 및 조명 상태에 대해서 각각 250장의 이미지를 선택하였고 그중에서 200장을 테스트 영상으로 사용하였다. 영역 검출은 PASCAL VOC(Visual Object Classes) 대회에서 사용하는 객체 검출기준(Object Detection Criterion)을 적용하였다. 이 기준은 Equation (9)와 같이 검출결과와 검증자료(Ground truth)와의 겹침 정도가 50% 이상이면 true positive로 하고 그 보다 작으면 오검출로 간주한다. 여기서 R은 검출 결과의 외곽사각형이며, G는 검증자료의 외곽사각형을 의미한다.

$$(R \cap G)/(R \cup G) \geq 0.5 \quad (9)$$

Table 1과 Table 2는 위의 기준을 적용하여 5종류의 날씨

및 조명 상태에 대해서 3종류 색상에 대한 이정표 검출 결과로서 제안하는 방법과 기존의 임계치 방법을 비교하였다. 본 논문에서 제안한 방법의 결과가 기존의 색상 임계치를 적용한 결과보다 최대 11배까지 검출률이 향상된 것을 확인할 수 있다. 이는 맑은 날의 깨끗한 영상에 대해서는 기존의 방법과 본 논문에서 제안한 방법의 검출률 차이가 약 3% 이내로 비슷하지만, 특히 야간 및 역광 영상에 대해서는 정확률이 55% 이상 크게 차이가 나는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 11에서 보듯이 RGB 색 공간에서 정교한 방법으로 색 임계치를 적용해서 분리한 방법은 비 오는 날, 야간 및 역광 영상에서 이정표를 올바르게 분할하지 못하지만, 본 논문에서 제안한 방법으로는 다양한 날씨 및 조명 상태가 변화되는 도로영상에서도 이정표 검출의 정확성이 훨씬 높은 것을 확인할 수 있다.

실험 결과 False positive 오류의 대부분은 Fig. 12와 같이 이정표와 색이 아주 유사한 건물 또는 차량으로 인해서 구분하지 못한 경우로서, 제안한 색 기반 방법으로 후보 영역을 찾는 데는 어려움이 없었다. False negative 오류는 Fig. 13과 같이 녹색 이정표 주위의 나뭇잎 영역들이 섞여 있어서 모폴로지 연산에서 영역이 정확하게 분리되지 않은 경우로서 이 경우는 검증이 실패한 경우이다.

Table 1. Road Sign Detection Results of the Proposed Method

	이정표 개수	참긍정 (true positive)	거짓긍정 (false positive)	거짓부정 (false negative)	Precision (%)	Recall (%)	Accuracy (%)
Sunny	235	209	17	26	92.48	88.94	82.94
Cloudy	201	179	11	22	94.21	89.05	84.43
Rainy	180	142	22	38	86.59	78.89	70.30
Dark	195	135	26	60	83.85	69.23	61.09
Backlight	182	144	19	38	88.34	79.12	71.64

Table 2. Detection Results of the Previous Color Thresholding Method

	이정표 개수	참긍정 (true positive)	거짓긍정 (false positive)	거짓부정 (false negative)	Precision (%)	Recall (%)	Accuracy (%)
Sunny	235	197	20	38	90.78	83.83	77.25
Cloudy	201	130	11	71	92.20	64.68	61.32
Rainy	180	91	7	89	92.86	50.56	48.66
Dark	195	11	3	184	78.57	5.64	5.56
Backlight	182	13	7	169	65.00	7.14	6.88

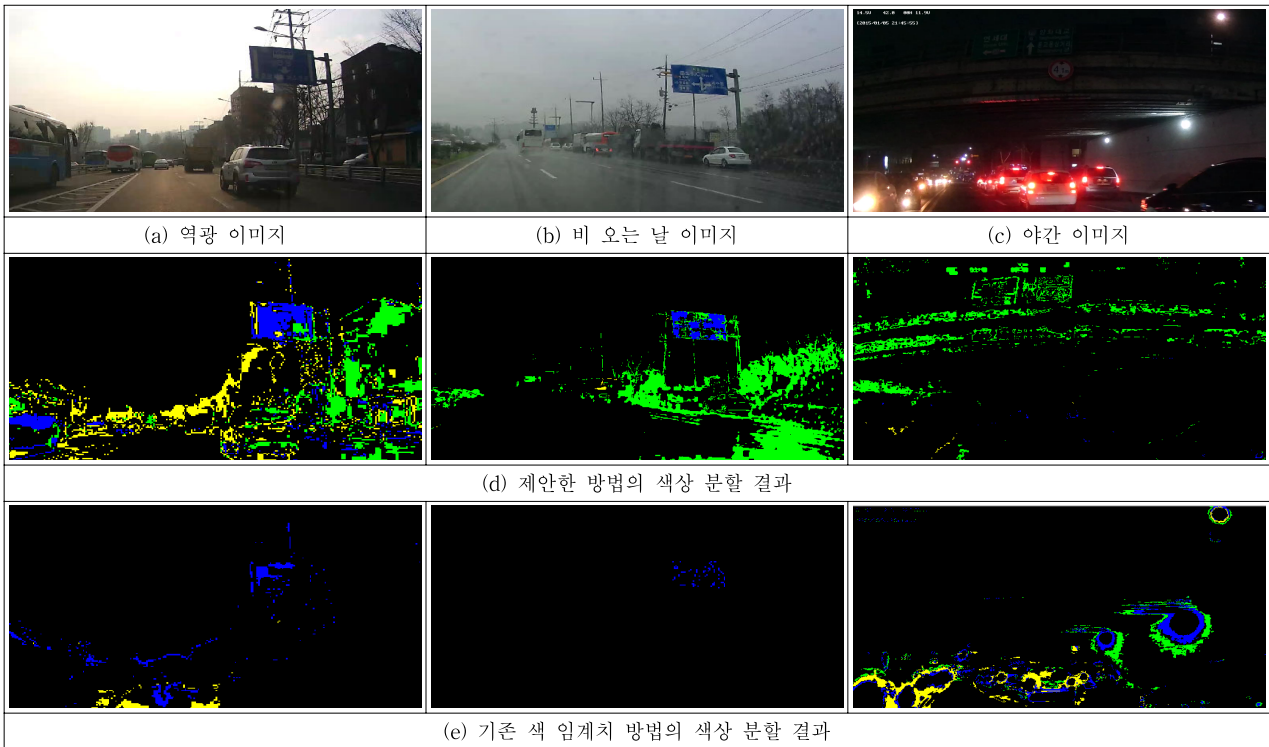


Fig. 11. Comparing Results of the Proposed Method and the Previous Color Thresholding Method



Fig. 12. Examples of the False Positive Errors

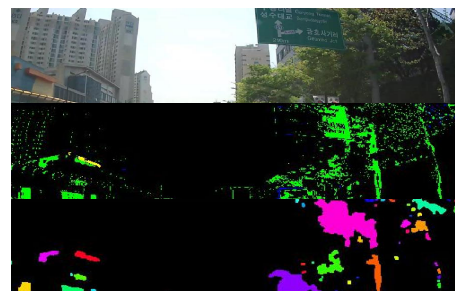


Fig. 13. Examples of the False Negative Errors Since the Mixture of Similar Colors

4. 결 론

본 논문은 도로의 다양한 주행 영상에서 이정표의 색 영역을 안정적으로 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 도로영상에서 먼저 날씨·조명 상태를 분류하고, 분류된 상태에 적합한 색 모델을 사용하여 이정표 색상을 분리한다. 이를 통해서 기존의 색상에 의존한 방법들이 조명이 다양하게 변화되는 영상에서 찾지 못하던 관심 영역들을 비교적 정확하게 찾을 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법은 이정표의 형태는 보이지만 색이 전혀 나타나지 않는 아주 어두운 야간 영상이나 역광 영상, 안개가 심한 경우나 이른 새벽 영상에 대해서 검출 정확률을 개선하는 것이 필요하며, 이정표 분할의 색상 임계치 설정을 머신러닝 방법을 이용해서 설정하는 것을 향후 연구로 고려하고 있다.

실제로 블랙박스와 같은 임베디드 디바이스에서 1920×1080의 이미지를 실시간으로 처리하기엔 무리가 있지만 이정표를 검출함에 있어 크게 문제가 되지 않는 선에서 이미지의 크기를 가로 세로 1/2씩 줄이고(960×540) 1초당 처리 프레임을 실제 들어오는 프레임의 1/2만 처리하거나 향후 고성능의 임베디드 디바이스를 사용한다면 실시간 처리가 충분히 가능하다고 판단된다.

References

[1] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 886-893, 2005.

[2] A. Broggi, C. Caraffi, R. I. Fedriga and P. Grisleri, "Obstacle Detection with Stereo Vision for Off-Road Vehicle Navigation," *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.65, 2005.

[3] A. Broggi, "Robust real-time lane and road detection in critical shadow conditions," *Proc. of the IEEE International Symposium on Computer Vision*, pp.353-358, 1995.

[4] P. Sermanet and Y. LeCun, "Traffic sign recognition with multi scale Convolutional Networks," *Proc. of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp.2809-2813, 2011.

[5] G. Loy and N. Barnes, "Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system," *Proc. of the IEEE International conference on Intelligent Robots and System*, pp.70-75. 2004.

[6] LD. Lopez and O. Fuentes, "Color-based road sign detection and tracking," *International Conference on Image Analysis and Recognition*, pp.1138-1147, 2007.

[7] J. Kim and J. Park, "Traffic Sign Detection Using The HSI Eigen-color model and Invariant Moments," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, pp.41-50, 2010.

[8] M. Roser and F. Moosmann, "Classification of weather situation on single color images," *Proc. of the IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium*, pp.798-803, 2008.

[9] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm," *Journal Of The Royal Statistical Society*, pp.1-38, 1977.

[10] J. L. Pech-Pacheco, G. Cristobal, J. Chamorro-Matinez, and J. Fernandez-Valdivia, "Diatom autofocusing in brightfield

microscopy:a comparative study," *Proc of the IEEE International Conference on Pattern Recognition*, pp.314-317, 2000.

[11] R. Ferzli and L. J. Karam. "Human visual system based no-reference objective image sharpness metric," *Proc of the IEEE International Conference on Image Processing*, pp.2949-2952, 2006.

[12] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, "An introduction to support Vector Machines: and other kernel-based learning methods," Cambridge University Press, 1999.

[13] P. Soille, "Morphological Image Analysis: Principles and Applications," Springer-Verlag, pp.173-174, 1999.



김 태 형

e-mail : BTCguy@yonsei.ac.kr

2013년 한국항공대학교 정보통신공학부 (학사)

2013년~현 재 연세대학교 컴퓨터과학과 석·박사통합과정

관심분야: 인공지능, 영상처리, 컴퓨터비전 및 패턴인식



임 광 응

e-mail : kylim@yonsei.ac.kr

2009년 연세대학교 컴퓨터공학과(학사)

2010년~현 재 연세대학교 컴퓨터과학과 석·박사통합과정

관심분야: 인공지능, 영상처리, 컴퓨터비전 및 패턴인식



변 헤 란

e-mail : hrbyun@yonsei.ac.kr

1980년 연세대학교 수학과(학사)

1983년 연세대학교 수학과(석사)

1987년 University of Illinois, Computer Science(석사)

1993년 Purdue University, Computer Science(박사)

1994년~1995년 한림대학교 정보공학과 조교수

1995년~1998년 연세대학교 컴퓨터과학과 조교수

1998년~2003년 연세대학교 컴퓨터과학과 부교수

2003년~현 재 연세대학교 컴퓨터과학과 교수

관심분야: 인공지능, 영상처리, 영상인식, 컴퓨터비전 및 패턴인식



최 영 우

e-mail : ywchoi@sookmyung.ac.kr

1985년 연세대학교 전자공학과(학사)

1986년 University of Southern California 컴퓨터공학과(석사)

1994년 University of Southern California 컴퓨터공학과(박사)

1994년~1997년 LG전자기술원 선임연구원

1997년~현 재 숙명여자대학교 컴퓨터과학과 교수

관심분야: 영상처리, 패턴인식