

논문 2009-46SC-5-5

수직면과 아다부스트를 사용한 실시간 교통 표지판 검출

(Real-Time Road Sign Detection Using Vertical Plane and Adaboost)

윤창용*, 장석윤**, 박민용***

(Changyong Yoon, Sukyoon Jang, and Mignon Park)

요약

본 논문은 움직이는 차 안에서 교통 표지판을 실시간으로 검출하는 영상 기반 시스템을 기술한다. 제안된 시스템은 표지판 검출을 실시간으로 수행하기 위하여 아다부스트 알고리즘을 기본 구조로 가지고 있고, 대부분의 교통 표지판이 지표면으로부터 수직으로 세워져 있는 점에 착안하여 수직면 값을 후보군 검출 과정에서 사용하였다. 기존의 아다부스트 알고리즘은 실시간 검출을 위하여 유용하지만, 특징으로써 누적 영상들만을 사용하므로 복잡한 도로 환경에서는 검출율이 저하된다. 본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위하여 후보군 검출을 위한 특징으로써 수직면 값을 이용함으로써 검출 후보군의 신뢰도를 높이고, 또한 특정 원형의 종류가 추가된 누적 영상들을 사용함으로써 표지판 검출 성능을 향상시킨다. 실험 결과에서는 본 논문에서 제안된 방법이 실제 도로 환경에서 기존의 아다부스트 방법보다 검출율이 향상되었음을 보인다.

Abstract

This paper describes a vision-based and real-time system for detecting road signs from within a moving vehicle. The proposed system has the standard architecture with adaboost algorithm to detect road signs in real time. And it uses the value of vertical plane in the process of extracting candidate areas in view of fact that there are vertically most of signs on roads. Although being useful for detecting objects in real time, the conventional adaboost algorithm deteriorates the performance of detection rate in complex circumstance by reason of using only integral images as features. To overcome this problem, this paper proposes the method that improves the reliability of candidates as using the value of vertical plane for extracting candidate area and improves the performance of the detection rate as using integral images to which we add the kind of feature prototype. The experiments of this paper show that the detection rate of the proposed method has higher than that of the conventional adaboost algorithm under the real complex circumstance of roads.

Keywords: road sign, vertical plane, adaboost, integral image

I. 서론

교통 표지판은 목적에 따라 행정 구역의 경계를 나타내는 경계 표지판, 목표지까지 거리를 나타내는 이정표지판, 방향 및 방면을 나타내는 방향 표지판, 주행 노

선 및 분기 노선을 나타내는 노선 표지판 그리고 그 외의 터널, 자동차 전용 도로 등과 같은 기타 정보들을 나타내는 표지판으로 나눌 수 있다. 이러한 종류의 교통 표지판들은 운전자가 안전하고 편리하게 운전을 하기 위한 유용한 정보들을 포함하고 있기 때문에, 교통 표지판 검출은 최근 중요한 연구 분야로써 컴퓨터 비전을 연구하는 학회 및 단체를 중심으로 관심을 받고 있다^[1].

다양한 조명, 복잡한 배경, 물체의 다양한 크기 변화 등으로 인하여 실시간으로 물체를 검출하는 것은 쉬운 일이 아니다. 검출 기법 연구는 주로 얼굴 검출을 목적으로 많은 연구가 이루어져왔으며, 템플릿 정합^[4], 신경망^[5], SVM(Support Vector Machine)^[6] 등과 같은 통계

* 학생회원, *** 평생회원, 연세대학교 전기전자공학과
(Dept. of Electrical and Electronic Eng.,
Yonsei University)

** 정회원, 인천지능형로봇연구소
(Incheon Intelligent Robotics Center)

※ 본 연구는 한국과학재단의 특장기초연구사업의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.
(R01-2006-000-11016-0)

접수일자: 2009년3월2일, 수정완료일: 2009년9월4일

적인 방법들이 존재한다. 그러나 통계적 방법들은 계산량이 많아 실시간 검출에 무리가 있고, 최근에 실시간으로 물체 검출이 가능한 알고리즘의 연구가 활발해지고 있다. 특히 P. Viola는 Haar 웨이블릿 특징을 기반으로 하는 누적 영상을 사용하여 얼굴 영상의 이미지들과 얼굴 없는 임의의 영상들을 아다부스트 알고리즘을 통해 학습하고 얼굴을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 아다부스트는 학습 결과로써 약한 분류기를 생성하며, 이 분류기들을 선형 결합하여 강한 분류기를 만들어서 더욱 정확한 분류 결과를 얻을 수 있는 알고리즘이다^[2]. 본 논문에서는 분류기의 성능을 향상시키기 위하여 검출하고자하는 표지판의 패턴에 맞는 웨이블릿 특징을 갖는 원형(prototype)을 추가한다. 그리고 누적 영상을 제작하여 특징으로 사용한다^[7].

일반적으로, 전체 이미지 평면에 대해서 분류기를 사용하여 표지판을 검출하는 과정은 많은 계산량을 필요로 한다. 따라서 전체 이미지 평면에 대해서 패턴 분류기를 적용하는 것보다 표지판 후보군을 선정하여 해당 후보군에 대해서만 분류기를 적용하는 것이 계산량이 적어지고 검출율이 향상될 것이다. 표지판의 색 정보만을 사용하여 후보군을 검출하는 경우는 주변의 비슷한 색을 가지고 있는 다른 물체들도 표지판 후보군으로 검출될 수 있으므로 효율성이 떨어질 수 있다. 따라서 본 논문에서는 표지판의 색 정보 뿐만 아니라 표지판이 가질 수 있는 수직면(vertical plane) 특징도 사용하여 후보군 검출의 신뢰도를 높인다^[3].

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장은 아다부스트 알고리즘에 적용된 본 논문에서 제안한 수직면을 사용한 후보군 검출 방법과 누적 영상을 만들기 위해 추가된 특징 원형을 기술하고, III장에는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 설명한다. IV장에는 다양한 조건에서 실험한 결과들을 보여주고, V장에서 본 논문의 내용 및 결과에 대한 결론을 기술한다.

II. 수직면과 아다부스트

1. 수직면을 사용한 후보군 검출

교통 표지판은 일반적으로 지표면에서 수직으로 존재하며, 차량에 장착된 카메라는 카메라의 광축(optical axis)을 따라 움직이고 광축은 거의 수평이라는 특징을 가지고 있다. 본 장에서는 이러한 표지판의 특징들을 가정하고, 두 개의 연속적인 프레임의 후보군 영역안에

존재하는 4개의 점들을 사용하여 후보군 영역의 방향(orientation)값을 계산함으로써 표지판의 후보 영역을 검출하기 위한 값으로 사용하는 방법을 기술한다.

본 논문에서는 이 방향값을 수직면(vertical plane)이라고 부르며 아래와 같은 방법으로 유도된다. 먼저 그림 1을 참고로 하여 이미지 좌표계와 실제 표지판 좌표계 사이에 관계식 (1)과 (2)를 구한다^[3~8].

$$\begin{pmatrix} x_i^t \\ y_i^t \end{pmatrix} = \frac{f}{Z_i} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

$$\begin{pmatrix} x_i^{t+1} \\ y_i^{t+1} \end{pmatrix} = \frac{f}{Z_i - d} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (2)$$

여기서 f 는 카메라의 초점거리(focal length)이며, d 는 연속된 시간 사이에서 카메라가 이동한 거리를 나타낸다.

식 (1)로부터 식 (3)을 유도한 후 식 (2)에 대입하는 방법을 사용하여, 실제 카메라 좌표계에서 표지판 위의 점(P_i)들을 식 (4)과 같이 유도해 낼 수 있다.

$$Z_i = \frac{f \cdot X_i}{x_i^t} = \frac{f \cdot Y_i}{y_i^t} \quad (3)$$

$$P_i(X_i, Y_i, Z_i) = \frac{d}{f} \left(\frac{x_i^{t+1} x_i^t}{x_i^{t+1} - x_i^t}, \frac{y_i^{t+1} y_i^t}{y_i^{t+1} - y_i^t}, \frac{f x_i^{t+1}}{x_i^{t+1} - x_i^t} \right) \quad (4)$$

$i = 1, 2, 3, 4$

그림 1에서 표지판 좌표계의 X 축과 Y 축은 같은 비율로 움직이므로 식 (4)로부터 다음과 같은 관계식을 유도해 낼 수 있다.

$$R_k = \frac{x_i^{t+1}}{x_i^{t+1} - x_i^t} = \frac{y_i^{t+1}}{y_i^{t+1} - y_i^t}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (5)$$

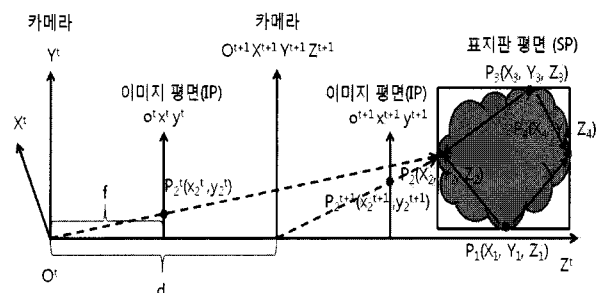


그림 1. 연속된 프레임 사이의 좌표계들의 관계
Fig. 1. The relationship of coordinate systems between consecutive frames.

표지판 평면 위의 4개의 점(P_1, P_2, P_3, P_4)들로부터 4개의 벡터($\vec{A}, \vec{B}, \vec{C}, \vec{D}$)들을 구하며, 식 (6), 식 (7), 식 (8), 식 (9)와 같다.

$$\vec{A} = \begin{pmatrix} X_1 - X_2 \\ Y_1 - Y_2 \\ Z_1 - Z_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d \frac{x_1^t}{f} R_1 - d \frac{x_2^t}{f} R_2 \\ d \frac{y_1^t}{f} R_1 - d \frac{y_2^t}{f} R_2 \\ d(R_1 - R_2) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$\vec{B} = \begin{pmatrix} X_3 - X_2 \\ Y_3 - Y_2 \\ Z_3 - Z_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d \frac{x_3^t}{f} R_3 - d \frac{x_2^t}{f} R_2 \\ d \frac{y_3^t}{f} R_3 - d \frac{y_2^t}{f} R_2 \\ d(R_3 - R_2) \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$\vec{C} = \begin{pmatrix} X_3 - X_4 \\ Y_3 - Y_4 \\ Z_3 - Z_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d \frac{x_3^t}{f} R_3 - d \frac{x_4^t}{f} R_4 \\ d \frac{y_3^t}{f} R_3 - d \frac{y_4^t}{f} R_4 \\ d(R_3 - R_4) \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\vec{D} = \begin{pmatrix} X_1 - X_4 \\ Y_1 - Y_4 \\ Z_1 - Z_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d \frac{x_1^t}{f} R_1 - d \frac{x_4^t}{f} R_4 \\ d \frac{y_1^t}{f} R_1 - d \frac{y_4^t}{f} R_4 \\ d(R_1 - R_4) \end{pmatrix} \quad (9)$$

벡터 \vec{A} 와 \vec{B} 그리고 벡터 \vec{C} 와 \vec{D} 의 외적을 계산하여 표지판 평면(SP)에 수직인 법선 벡터(normal vector) N_1, N_2 를 구하며 계산식은 식 (10)과 식 (11)과 같다. 또한 각 벡터의 성분들의 값은 식 (12)와 식 (13)을 사용하여 계산할 수 있다. 수직면 특징을 사용한 후보군 검출 방법의 신뢰도를 높이기 위하여 후보군의 방향을 추정하는 법선 벡터를 2개를 사용하였다.

$$N_1 = \vec{A} \times \vec{B} = (X_{sp_1} \ Y_{sp_1} \ Z_{sp_1})^T \quad (10)$$

$$N_2 = \vec{C} \times \vec{D} = (X_{sp_2} \ Y_{sp_2} \ Z_{sp_2})^T \quad (11)$$

$$X_{sp_1} = \frac{d^2}{f} C_{X.SP_1}, Y_{sp_1} = \frac{d^2}{f} C_{Y.SP_1}, Z_{sp_1} = \frac{d^2}{f^2} C_{Z.SP_1} \quad (12)$$

$$X_{sp_2} = \frac{d^2}{f} C_{X.SP_2}, Y_{sp_2} = \frac{d^2}{f} C_{Y.SP_2}, Z_{sp_2} = \frac{d^2}{f^2} C_{Z.SP_2} \quad (13)$$

여기서 변수 $C_{X.SP_1}, C_{Y.SP_1}, C_{Z.SP_1}, C_{X.SP_2}, C_{Y.SP_2}, C_{Z.SP_2}$ 는 다음과 같은 식들이 함축되어 있는 것이다.

$$C_{X.SP_1} = (y_1^t R_1 - y_2^t R_2)(R_3 - R_2) - (y_3^t R_3 - y_2^t R_2)(R_1 - R_2)$$

$$C_{Y.SP_1} = (x_3^t R_3 - x_2^t R_2)(R_1 - R_2) - (x_1^t R_1 - x_2^t R_2)(R_3 - R_2)$$

$$C_{Z.SP_1} = (x_1^t R_1 - x_2^t R_2)(y_3^t R_3 - y_2^t R_2) - (x_3^t R_3 - x_2^t R_2)(y_1^t R_1 - y_2^t R_2)$$

$$C_{X.SP_2} = (y_3^t R_3 - y_4^t R_4)(R_1 - R_4) - (y_1^t R_1 - y_4^t R_4)(R_3 - R_4)$$

$$C_{Y.SP_2} = (x_1^t R_1 - x_4^t R_4)(R_3 - R_4) - (x_3^t R_3 - x_4^t R_4)(R_1 - R_4)$$

$$C_{Z.SP_2} = (x_3^t R_3 - x_4^t R_4)(y_1^t R_1 - y_4^t R_4) - (x_1^t R_1 - x_4^t R_4)(y_3^t R_3 - y_4^t R_4)$$

대부분의 교통 표지판이 수직면 특징을 갖기 때문에, 식 (14), 식 (15)와 같이 법선 벡터 N 의 길이에 대한 Y 성분의 비율을 계산하여 수직면 특징값으로 사용한다.

$$VP_1 = \frac{|Y_{sp_1}|}{\|N_1\|} = \frac{|C_{Y.SP_1}|}{\sqrt{C_{X.SP_1}^2 + C_{Y.SP_1}^2 + \frac{1}{f^2} C_{Z.SP_1}^2}} \quad (14)$$

$$VP_2 = \frac{|Y_{sp_2}|}{\|N_2\|} = \frac{|C_{Y.SP_2}|}{\sqrt{C_{X.SP_2}^2 + C_{Y.SP_2}^2 + \frac{1}{f^2} C_{Z.SP_2}^2}} \quad (15)$$

카메라의 종류에 따라 f 값은 달라질 수 있으며 스테레오가 아닌 카메라를 사용하여 d 값을 알기란 쉽지 않다. 본 장에서 식 (14)와 식 (15)에서 보는 것 같이 d 는 수직면 값을 계산하는데 있어서 사용되지 않고 있다. f 값은 영상을 저장하기 전에 카메라에 세팅되어 있는 고정된 값을 사용해도 되지만, 학습과 실험을 항상 같은 카메라 환경에서 사용한다는 제한 조건을 만족한다면 식 (14), 식 (15)의 $1/f^2$ 를 임의의 상수로 생각하고 임계치 안의 수직면 값을 구해도 무방하다.

2. 추가된 특징 원형을 사용한 누적 영상 (integral image)

본 논문에서 사용된 몇 개의 표지판 예를 그림 2-(a),(b),(c)에서 보여주고 있다. 사용된 표지판은 1-방

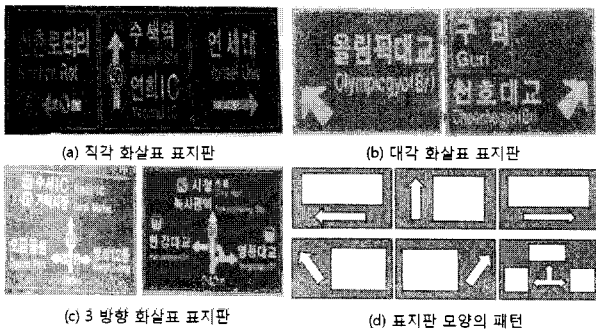


그림 2. 실험에서 사용된 표지판들의 예와 패턴들
 Fig. 2. The samples and patterns of road signs used in the experiments (a) the arrow of a right angle (b) the diagonal arrow (c) the 3-way arrow (d) road sign patterns.

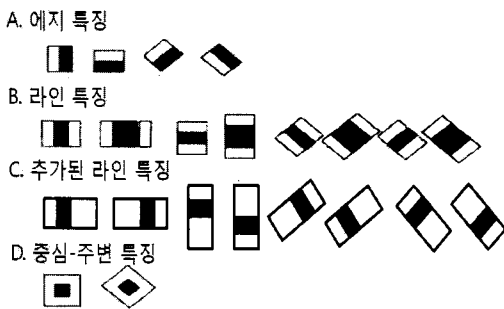


그림 3. 라인 특징이 추가된 특징 원형들
 Fig. 3. The feature prototypes with extended line features.

향 표지판과 3-방향 표지판으로 크게 구성된다. 1-방향 표지판은 직각 형태의 상, 하, 좌, 우 방향을 가지는 화살표를 포함하는 표지판과 대각 방향의 화살표를 가지는 표지판으로 구분할 수 있다. 교통 표지판은 도로명과 지명을 나타내는 글씨 부분과 방향을 나타내는 화살표 부분은 밝은 흰색이며, 바탕색은 일정한 강도(intensity)를 갖는 초록색 계통임을 알 수 있다. 그림 2-(d)는 본 논문에서 사용된 표지판의 6가지 패턴을 보여준다^[9].

P. Viola와 Michael은 얼굴 검출 과정에서 누적 영상을 사용하여 특징점을 추출하였다^[2]. 아다부스트 알고리즘에서는 사각형 영역의 특징들을 입력 영상에 적용하여 계수값을 계산하는데 이러한 과정은 매우 많은 연산을 필요로 한다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여, 미리 모든 픽셀에 대하여 식(16)을 적용하여 나온 값들을 테이블에 저장한다.

$$I(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y') \quad (16)$$

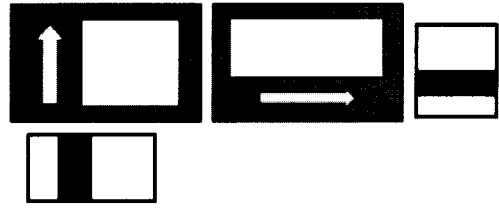


그림 4. 표지판 패턴과 추가된 라인 특징의 매칭
 Fig. 4. The matching between road sign patterns and extended line features.

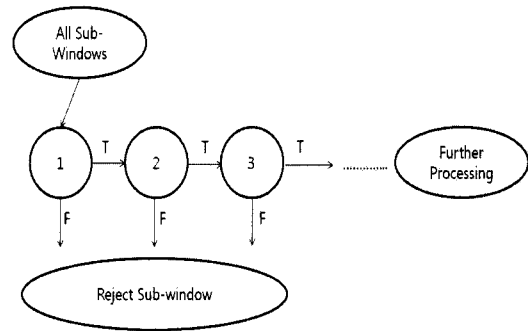


그림 5. 아다부스트의 다단계 구조
 Fig. 5. The cascade structure of adaboost.

여기서 $I(x,y)$ 는 누적 영상이고, $i(x,y)$ 는 입력 영상이다. 특징 집합은 Haar 웨이블릿 특징을 사용하며, 그림 3과 같이 -1의 계수를 갖는 사각형 영역과 +1의 계수를 갖는 사각형의 조합으로 이루어져 있다. 본 논문에서 사용한 교통 표지판에 더욱 적합한 특징들을 추출하기 위하여 라인 특징들을 추가하여 누적 영상을 제작한다.

그림 4는 추가된 라인 특징 원형을 사용하여 표지판의 흰색 부분과 초록색 계통의 강도의 차이를 측정하는 예를 보여주고 있다. 그림 4의 예에서 보듯이 지명과 상, 우 방향의 화살표 모양 패턴이 추가된 라인 특징 원형과 비슷하게 정합되는 것을 볼 수 있다. 비대칭 형태인 추가된 라인 특징이 지명과 화살표의 흰색 부분과 그 사이의 초록색 배경 부분을 잘 나타내고 있음을 알 수 있다. 따라서, 교통 표지판의 특징점 추출 방법으로 써 Haar 웨이블릿 특징 원형을 적용한 누적 영상을 제작하여 사용하는 것이 적절하다고 판단할 수 있다.

3. 아다부스트

아다부스트는 Freund와 Schapire에 의해 소개된 알고리즘으로서 에리올은 약한 분류기의 수가 증가할수록 영점에 지수적으로 근접함이 증명되었다. 즉, t 개의

약한 분류기의 선형적인 결합을 통하여 최종적으로 높은 검출 성능을 가지는 강한 분류기를 생성하는 기법이다. 결국, Haar 웨이블릿 특징은 하나의 약한 분류기가 되고 이는 학습 데이터로부터 확률 분포를 통해 확률이 높은 데이터를 바탕으로 단계적으로 접근한다. 단계적으로 접근하는 방식으로 그림 5와 같은 다단계(cascade) 구조가 쓰이는데, 상위에 높은 확률을 갖는 Haar 웨이블릿 특징을 적용하고 순차적으로 낮은 확률을 갖는 Haar 웨이블릿 특징을 적용한다^[10].

최종 검출기는 영상에 Haar 웨이블릿 특징을 각각 서브창(sub-window)형태로 적용함으로써 입력 영상을 스캔하여 검출한다. 또한 최종 검출기는 분류기들을 거쳐 일정 단계를 거치는 도중 에러는 단계별로 제거되고, 그 속도 또한 증가한다. 따라서 수행되는 단계가 높아질수록 처리되는 영상의 영역은 줄어들기 때문에 실시간 검출이 가능해지며, 검사하는 단계(stage)수를 조절하면 그 성능을 유동적으로 조절할 수 있다^[11].

III. 제안된 검출 알고리즘

본 장에서는 II장에서 기술한 수직면 특징을 사용하여 후보군을 검출하고, 추가된 특징 원형을 사용하여 누적 영상을 제작한 후에 학습 데이터로 사용하는 아다부스트 알고리즘을 제안한다.

표지판 검출을 위한 알고리즘은 그림 6과 같이 크게 학습 단계와 검출 단계로 나뉘어진다. 먼저 전처리 단계로써 학습 영상들이 조명에 대한 영향을 덜받도록 하기 위해 RGB 좌표계를 HSI 좌표계로 변환하고, 그 중에서 H 정보만을 사용한다.

학습 단계에서 긍정 영상(positive image)에 해당하는 표지판 영상들과 부정 영상(negative image)에 해당하는 배경 영상들의 누적 영상(integral image)들을 구한다. 누적 영상은 그림 3에서 기술한 것처럼 라인 특징이 추가된 특징 원형들을 사용하여 제작한다. 여기서 약한 분류기(weak classifier)는 전처리 과정에서 결정된 하나의 Haar 웨이블릿 특징과 임계치 값으로 분류하며, 강한 분류기(strong classifier)는 여러개의 Haar 웨이블릿 특징들과 대응되는 임계치 값들을 결합해서 분류한다. 결국 아다부스트 알고리즘을 통해 각 단계(stage)의 강한 분류기(strong classifier)가 생성되며, 강한 분류기는 약한 분류 함수의 선형적 결합으로 생성된다.

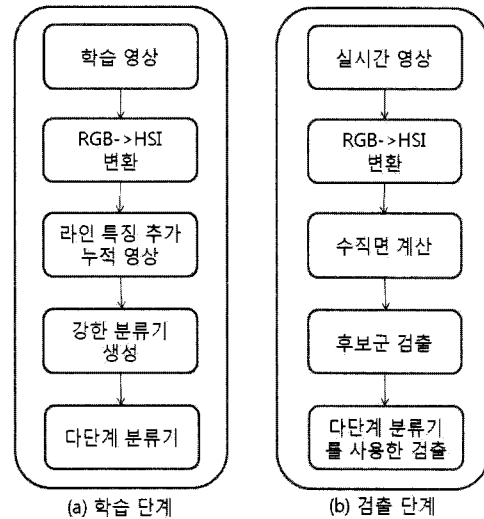


그림 6. 제안된 알고리즘 흐름도
Fig. 6. The proposed algorithm.

약한 분류기의 최종 목표는 표지판이 들어있는 긍정 영상 데이터와 표지판이 없는 부정 영상 데이터를 가장 잘 분류해내는 Haar 웨이블릿 특징과 임계치 값을 결정하는 것이다. 학습에 사용되는 긍정 영상 데이터와 부정 영상 데이터가 입력으로 들어가면 각 영상마다 가중치가 할당된다. 가중치는 Haar 웨이블릿 특징에 의해서 올바르게 구별이 된 경우는 변하지 않으며, 잘못 구별되었을 때만 변경된다. 잘못 구별되었다는 것은 오검출 또는 표지판 영상을 배경영상으로 잘못 구별한 경우를 의미한다. 이때 변경된 가중치 값을 고려하여 가장 낮은 에러율을 가지는 Haar 웨이블릿 특징과 임계치 값을 선택한다. 이렇게 선택한 특징과 임계치는 하나의 약한 분류기가 되며, 하나의 약한 분류기가 만으로는 높은 검출율과 낮은 에러율을 기대하기 어렵다. 따라서 생성된 약한 분류기들을 선형적으로 결합하여 각 단계마다 강한 분류기를 만들 수 있고, 이러한 단계의 강한 분류기를 연결하여 다단계(cascade) 형태로 연결한다.

검출 단계는 입력 영상의 전처리 단계와 학습 단계에서 생성한 최종 검출기를 이용하여 얼굴을 검출하는 과정으로 나뉘어진다.

전처리 단계에서는 먼저 색 정보를 사용하여 후보군을 검출한 후, 색 정보 후보군 중에서 수직면 값을 사용하여 표지판 후보군을 재검출한다. 그 과정을 설명하면 다음과 같다.

먼저 RGB 좌표계에서 R과 G의 픽셀값의 차가 30이상인 영역을 검출하고, 그 영역에 대하여 HSI 좌표계로 변환한다. 그리고 75와 80 사이의 H 값을 갖는 영역을

이진 영상으로 변환한 후, 큰 클러스터 단위로 최소 경계 사각형(Minimum Bounding Rectangle)을 계산하여 색 정보 후보군의 위치와 영역을 선정한다.

이미지 평면(IP) 위에 있는 색 정보 후보군의 픽셀값 중에서 상, 하, 좌, 우의 4개의 극점을 선정하여 이미지 평면 위에 투영된 벡터 \vec{A} , \vec{B} , \vec{C} , \vec{D} 의 크기가 식별이 가능한 일정크기($=\lambda$)를 초과하는 경우에만 수직면 값을 계산하고 식별하는 과정 $if[(\delta_{low_1} < VP_1 < \delta_{high_1}) \text{ and } (\delta_{low_2} < VP_2 < \delta_{high_2})]$ 을 시작한다는 의미이다. 결국, 이미지 평면 위에 투영된 벡터 \vec{A} , \vec{B} , \vec{C} , \vec{D} 의 크기는 이미지 평면(IP) 위에 있는 색 정보 후보군의 상, 하, 좌, 우의 4개의 극점의 거리와 같다고 표현할 수 있으며 그 내용은 식 (17)과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{if } [(|IP_{proj}(\vec{A})| > \lambda) \text{ and } (|IP_{proj}(\vec{B})| > \lambda) \text{ and } \\ & \quad (|IP_{proj}(\vec{C})| > \lambda) \text{ and } (|IP_{proj}(\vec{D})| > \lambda)] \\ & \text{if } [(\delta_{low_1} < VP_1 < \delta_{high_1}) \text{ and } (\delta_{low_2} < VP_2 < \delta_{high_2})] \\ & \quad \text{sign_area_flag} = 1 \\ & \text{else} \\ & \quad \text{sign_area_flag} = 0 \\ & \text{endif} \\ & \text{endif} \end{aligned} \quad (17)$$

여기서,

$$\begin{aligned} |IP_{proj}(\vec{A})| &= |P_1^t(x_1^t, y_1^t) - P_2^t(x_2^t, y_2^t)|, \\ |IP_{proj}(\vec{B})| &= |P_3^t(x_3^t, y_3^t) - P_2^t(x_2^t, y_2^t)|, \\ |IP_{proj}(\vec{C})| &= |P_3^t(x_3^t, y_3^t) - P_4^t(x_4^t, y_4^t)|, \\ |IP_{proj}(\vec{D})| &= |P_1^t(x_1^t, y_1^t) - P_4^t(x_4^t, y_4^t)| \end{aligned}$$

를 의미한다.

후보군 영역 조건을 만족하는가를 판별할 때 δ_{low_1} , δ_{high_1} 는 수직면 특징값 VP_1 의 상한, 하한 임계치들이며, δ_{low_2} , δ_{high_2} 는 수직면 특징값 VP_2 의 상한, 하한 임계치들을 의미한다. λ 는 검출 단계에서 이미지 평면에 투영된 표지판의 상, 하, 좌, 우의 4개의 극점의 길이를 의미한다. 초기에 λ 가 일정 크기 이상이 되는 경우만 수직면 후보군 계산을 시작하는 것이다. λ 의 크기를 너무 작게 설정한 경우는 표지판 이외에도 도로 배경의 작은 여러 부분에 대하여 수직면 계산을 하게 된다. 이 경우 후보군 계산 처리 시간이 더 들며 후보군 검출 오류도 증가하게 된다. 본 논문에서는 학습 단계에서 표지판 영상 및 배경 영상을 24×24 로 스케일

링 하여 적용하였다. Haar 웨이블릿 사각형 특징이 스케일링과 쉬프팅하면서 표지판을 효과적으로 검출하기 시작할 수 있는 크기이다. 따라서 본 논문에서는 λ 의 크기를 24으로 설정하였다. *sign_area_flag*는 해당 영역이 표지판 후보군인지를 표시하는 플래그 변수이다. *sign_area_flag*가 1인 후보 영역은 아다부스트 다단계 분류기에 입력되어 교통 표지판으로 분류되면 적용된 Haar 웨이블릿 특징의 스케일링 된 크기만큼 해당 영역을 사각형 선으로 검출되었음을 표시한다.

검출 과정은 실시간 동영상의 매 프레임 후보군을 입력 영상으로 최종 검출기에 입력한다. 최종 검출기는 선택된 Haar 웨이블릿 사각형 특징을 스케일링, 쉬프팅하면서 입력 영상을 스캔하여 검출한다. 최종 검출기는 다단계(cascade) 형태이기 때문에 검출되는 과정은 첫 번째 단계에서 표지판이 아니라고 판단되는 부분은 과감히 제거하고 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계로부터 검증된 부분만을 탐색하게 된다. 따라서 수행되는 단계가 높아질수록 처리되는 영상 영역은 줄어들기 때문에 실시간 검출이 가능해진다.

IV. 실험

본 논문의 실험에서는 2100개의 긍정 영상(표지판 영상)과 3000개의 부정 영상(배경 영상)을 사용하였다. 또한, 대낮의 다양한 조명과 각도하에서 카메라로부터 640×480 크기의 영상을 획득한 후, 영상의 크기를 24×24 로 줄여서 아다부스트 학습 알고리즘에 적용하였다.

검출을 위해서 320×240 크기와 30 프레임/초의 속도를 갖는 도로영상이 저장된 AVI 동영상 파일을 사용하였다. 실험에 사용한 하드웨어 사양은 CPU 1.6 GHz, RAM 1G를 가지며, 개발 소프트웨어는 Visual C++ 6.0을 사용하였다. 아다부스트 실험에서 12개의 단계(stage)를 사용하며 최소 검출율(detection rate)은 0.995, 최대 양성 오류율(false positive rate)은 0.5로 정하였다.

그림 7은 H값과 수직면 특징을 사용하여 후보군을 검출하고, 해당 후보군 영역을 아다부스트 알고리즘에 적용하여 표지판인지를 판별한 결과를 보여준다. 그림 7-(a)는 검출 과정을 진행하기 전의 초기 화면이며, 그림 7-(b)는 초기 영상으로부터 20 프레임 후에 H값만을 사용하여 후보군을 검출한 결과를 이진 영상으로 나

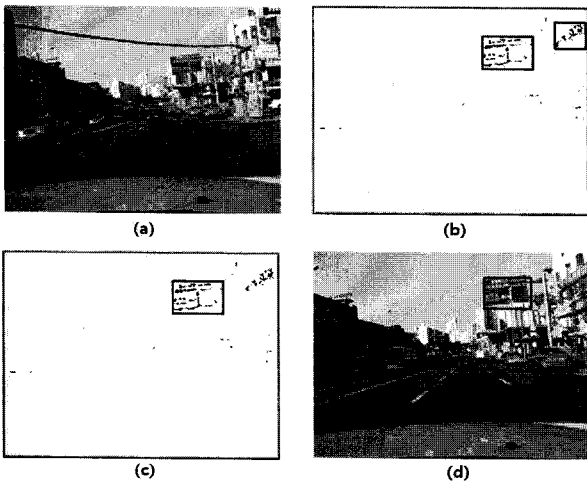


그림 7. H값과 수직면 후보군을 사용한 표지판 검출 과정 (a) 초기 화면 (b) H값을 사용하여 후보군 검출 (c) H값 후보군 중에서 수직면 값을 사용하여 후보군 검출 (d) 아다부스트 알고리즘을 사용하여 표지판 검출

Fig. 7. The detection procedure of a road sign (a) initial image (b) the extraction of candidate region using H value (c) the extraction of candidate region using vertical plane from candidates with H value (d) the detection result using adaboost.

표 1. H값과 수직면 후보군을 사용한 실험의 음성 오류율(false negative rate) 비교

Table 1. The false negative rate of experiments using H value and vertical Plane.

	only H	H+수직면 값
음성 오류율	10.0%	9.0%

타낸 결과를 보여준다. 그림 7-(b)에서 표지판 뿐만 아니라 표지판과 같은 색을 가지는 건물의 간판이 후보군으로 검출되었음을 볼 수 있다. 그림 7-(c)는 H값 후보군 중에서 수직면 값을 사용하여 수직면 조건에 부합하는 더 표지판에 가까운 후보군만을 검출한 결과이며, 그림 7-(d)는 검출된 후보군을 아다부스트 알고리즘에 적용하여 표지판을 검출한 결과를 보여준다.

표 1은 실시간 테스트 영상에서 H값만을 추출하여 후보군을 검출한 경우와 H값과 수직면 값을 동시에 사용하여 후보군을 검출한 경우에 대하여 음성 오류율(FN : False Negative)을 계산하여 비교한 결과를 보이고 있다. 실험에서 총 200개의 표지판을 사용하였다. 그리고 음성 오류율을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\text{음성 오류율} = \frac{\text{검출되지 않은 표지판의 수}}{\text{실험에 사용된 표지판의 수}} \quad (18)$$

표 2. 후보군 검출 유무와 라인 특징 적용 유무에 따른 표지판 종류별 검출 에러율 비교 (① : 후보군 사용하지 않음, ② : 후보군 사용, ③ : 기존 특징 원형 이용, ④ : 라인 특징 원형 이용)

Table 2. The detection error rates according to whether the candidates are used or not and whether the extended line features are applied or not (① : not using candidates, ② : using candidates, ③ : using the conventional feature prototype, ④ : using the extended line feature prototype).

	① +③	② +③	② +④
직각 화살표 표지판	15.0%	13.5%	10.0%
대각선 화살표 표지판	16.0%	14.5%	13.0%
3방향 화살표 표지판	20.0%	20.0%	19.0%

H값만을 사용하여 후보군을 검출하는 경우 실제 표지판과 관계없는 후보군들도 아다부스트 알고리즘에서 처리해야 한다. 따라서, 한 프레임에 처리해야 할 후보군이 많은 경우는 아다부스트 알고리즘이 정해진 시간안에 처리하지 못하는 후보군이 생길 가능성이 있다. 결국, H값과 수직면 값을 동시에 사용하여 후보군을 검출한 경우가 음성 오류율이 더 낮은 것으로 보아 H값만을 사용한 것 보다 더 많은 표지판을 실시간으로 정확하게 검출하였음을 알 수 있다.

표 2는 아다부스트 알고리즘에 후보군을 검출하지 않고 기존 특징 원형을 적용한 경우, 후보군을 검출한 후 기존 특징 원형을 적용한 경우 그리고 후보군을 검출한 후에 라인 특징 원형을 적용한 경우에 대한 표지판 종류별 검출 에러율(detection error rate)을 계산한 결과이다. 실험에서 총 300개의 실시간 프레임에 사용하였으며, 검출 에러율을 구하는 식은 다음과 같다.

$$\text{검출 에러율} = \frac{\text{검출 오류가 발생된 프레임의 수}}{\text{실험에 사용된 전체 프레임의 수}} \quad (19)$$

검출 오류의 종류에는 실제 표지판을 검출하지 못하는 음성 오류와 표지판이 아닌 물체를 검출하는 양성 오류가 있다. 따라서 검출 오류가 표지판이 존재하지 않는 프레임에서도 발생할 수가 있으므로, 검출 에러율 계산은 표지판의 수가 아닌 프레임의 수를 단위로 하여 계산하였다.

먼저 표 2에서 후보군을 사용하지 않은 경우(①)와 후보군을 사용한 경우(②)의 실험 결과를 비교해보면 H

값과 수직면 후보군을 사용한 경우가 사용하지 않은 경우보다 검출율이 향상되어 있음을 알 수 있다. 후보군을 사용하지 않는 경우(①)가 검출 에러율이 높은 이유는 전체 프레임을 Haar 웨이블릿 사각형 특징 원형을 스케일링, 쉬프팅하면서 검색하기 때문에 정해진 시간 안에 처리하지 못한 표지판 영상이 존재하므로 음성 오류율이 증가하기 때문이다. 실험 결과 추가된 라인 특징 원형(④)을 적용한 누적 영상을 사용한 경우의 검출율이 기존 특징 원형을 사용한 경우(③)보다 향상되어 있음을 알 수 있으며, 특히 그림 4와 같이 직각, 대각 화살표 표지판의 패턴과 추가된 특징 원형이 비슷한 정합을 보이기 때문에, 특히 직각, 대각 화살표 표지판의 검출율이 높다고 판단할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 복잡하고 다양한 도로 환경하에 존재하는 이동하는 차 안에서 교통 표지판을 실시간으로 검출하는 아다부스트 알고리즘의 성능 개선을 위한 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 표지판 검출 성능을 높이기 위해서, 실제 표지판 검출에 적합한 라인 특징 원형을 추가하고 누적 영상을 제작하여 특징값으로 사용하였다. 또한 표지판에 더욱 유사한 후보군을 먼저 검출함으로써 표지판 검출 성능을 향상시키기 위하여 H 색 정보 뿐만 아니라 수직면 값을 사용하였다.

표지판 후보군 검출에 H값과 수직면 값을 동시에 이용한 결과, 표지판에 더욱 유사한 후보군을 검출하여 학습 및 검출 알고리즘에 적용함으로써 음성 오류율이 감소하는 등 검출 성능이 향상되었다. 또한 기존 특징 원형에 실험에 사용된 표지판 패턴에 부합되는 라인 특징 원형을 추가함으로써, 표지판의 특성을 잘 나타낼 수 있는 누적 영상을 제작하여 특징값으로 사용하였다. 그 결과, 기존 특징 원형을 적용한 알고리즘 보다 검출 에러율이 감소하여 성능이 향상되었음을 확인할 수 있었다.

향후 연구 방향으로 표지판의 실시간 검출 과정 중 장애물에 의해서 표지판이 부분적으로 가려진 경우나 조명이 영향에 상관없이 효과적으로 검출이 가능한 알고리즘에 대한 연구가 진행되어야 한다. 또한 본 논문은 방향 표지판에 대한 연구에 중점을 두었으나 향후 속도 표지판이나 주의 표지판에 대한 효과적인 검출이 가능한 연구도 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] L. Fletcher, N. Apostoloff, L. Petersson, and A. Zelinsky, "Vision in and out of vehicles," *IEEE Intell. Syst.*, vol. 18, no. 3, pp. 12-17, May/June 2003.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Robust Real Time Object Detection," *IEEE ICCV Workshop Statistical and Computational Theories of Vision*, July 2001.
- [3] W. Wu, X. Chen and J. Yang, "Detection of Text on Road Signs From Video," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 6, no. 4, pp. 378-390, DEC. 2005.
- [4] A. L. Yuille, P. W. Hallinan and D. S. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates," *International Journal of Computer Vision*, 8(2), pp 99-111, 1992.
- [5] H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol 20, no 1, pp. 23-38, Jan., 1998.
- [6] E. Osuna, R. Freund and F. Girosi, "Training Support Vector Machines: An Application to Face Detection," in *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Puerto Rico, June 1997.
- [7] F. C. Crow, "Summed-area tables for texture mapping," *Comput. Graph.*, vol.18, no.3, pp.207-212, July 1984.
- [8] R. Lienhart and A. Wernicke, "Localizing and segmenting text in images and videos," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol.12, no.4, pp.256-268, Apr. 2002.
- [9] C. Yoon, H. Lee, E. Kim and M. Park, "Real-Time Road Sign Detection Using Fuzzy-Boosting," *IEEE Trans. Fundamentals*, vol.91-A, no.11, pp.3346-3355, Nov. 2008.
- [10] 박성효, 조달호, 박강령, "Adaboost를 이용한 모바일 환경에서의 홍채인식을 위한 눈 검출에 관한 연구," *대한전자공학회 논문지*, 제45권 CI편, 제4호, 1-11쪽, 2008년 7월.
- [11] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.511-518, 2001.

저 자 소 개



윤 창 응(학생회원)
 1997년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1999년 연세대학교 전기·컴퓨터
 공학과 석사 졸업.
 1999년~2005년 LG전자/정보통신
 네트워크 연구소
 선임연구원

2005년~2006년 LG-Nortel 연구소 선임연구원.
 2006년~현재 연세대학교 전기전자공학과
 박사 과정

<주관심분야 : 지능제어, 퍼지이론, 컴퓨터비전,
 로봇공학>



장 석 윤(정회원)
 1995년 충남대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1995년~1997년 삼성전자 연구원
 2000년 충남대학교 의공학과
 석사 졸업.
 2007년~2009년 유한대학 컴퓨터
 제어과 강의전담교수

2009년 연세대학교 생체공학협동 박사 졸업.
 2009년~현재 인천지능형로봇연구소 지능제어
 팀장

<주관심분야 : 컴퓨터비전, 의용전자, 로보틱스>



박 민 응(평생회원)
 1973년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1977년 연세대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1977년~1982년 일본 동경대학교
 의용전자 연구실.

1982년 일본 동경대학교 전자공학과 박사 졸업.
 1982년 미국 MIT&BERKELEY 연구소.
 1982년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수.

<주관심분야 : 퍼지제어, 로보틱스, 의용전자>