

Lane Detection Using Biased Discriminant Analysis

Tae Kyung Kim*, Nojun Kwak**, Sang-Il Choi***

Abstract

We propose a cascade lane detector that uses biased discriminant analysis (BDA) to work effectively even when there are various external factors on the road. The proposed cascade detector was designed with an existing lane detector and the detection module using BDA. By placing the BDA module in the latter stage of the cascade detector, the erroneously detected results by the existing detector due to sunlight or road fraction were filtered out at the final lane detection results. Experimental results on road images taken under various environmental conditions showed that the proposed method gave more robust lane detection results than conventional methods alone.

▶ Keyword : Lane detection; Advanced driver assistance systems; Biased discriminant analysis.

I. Introduction

전 세계적으로 무인 자동차에 대한 관심이 증가함에 따라 자율 주행과 관련된 다양한 기술들에 관한 연구들이 이루어지고 있다. 차선 검출 기술은 운전자 보조 시스템(advanced driver systems, ADAS)[1]을 위한 기술들 가운데 하나로서, 카메라 센서 또는 Radar, Ultrasonic, Potentiometer 등의 센서들을 사용하여 도로 상황에 대한 정보를 수집하고, 이를 활용하여 차선을 검출하는 기술이다[2-6]. 차선 검출을 위한 여러 종류의 센서 가운데 RGB 카메라는 비용이 저렴하고 쉽게 구할 수 있으며 부피가 작아 실제 차량에 적용하는데 강점이 있다. RGB 카메라를 이용한 차선 검출 방법들 가운데 단일 RGB 카메라 영상 기반의 차선 검출 방법들은 촬영된 영상에서 어떠한 특징을 추출하는지에 따라 개별 픽셀의 컬러 값 기반의 차선 검출 방법[7, 8]과, 에지(edge) 기반의 차선 검출

방법으로 나눌 수 있다[9, 10]. 컬러 기반의 차선 검출 방법은 차선 영역에 대한 픽셀들의 컬러 정보[11]나 픽셀의 밝기 값에 대한 히스토그램을 이용하여 특징을 추출한다[12, 13]. 컬러 기반의 차선 특징 추출방법은 단순하면서도 빠른 검출 성능을 낼 수 있다는 장점이 있지만, 영상의 밝기에 따라 차선 검출 성능의 편차가 큰 단점을 지니고 있다. 에지 기반의 차선 검출 방법은 차선이 일정한 방향성을 지니고 있는 특징을 활용하는 방법으로, 캐니(canny) 에지 검출[14], 소벨(sobel)에지 검출[15], 가버 필터(Gabor filter)를 이용한 방법[17] 등이 있다. 에지 기반의 차선 특징 추출방법은 영상에서 특정한 종류의 에지가 있는 부분만을 추출하기 때문에 빠른 검출 성능을 보이며 영상의 밝기 값에 강인한 장점이 있다. 그러나 차선이 아닌 영역에 에지가 존재할 때에도 차선으

• First Author: Tae Kyung Kim, Corresponding Author: Sang-Il Choi

*Tae Kyung Kim(ktkshk109@gmail.com), Dept. of Computer Science and Engineering, Dankook University

**Nojun Kwak(nojunk@snu.ac.kr), Dept. of Transdisciplinary Studies, Seoul National University

***Sang-Il Choi(choisi@dankook.ac.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Dankook University

• Received: 2017. 02. 08, Revised: 2017. 02. 20, Accepted: 2017. 03. 05.

• This research was supported by the research fund of Hyundai Motor Company and also supported by the Human Resources Program in Energy Technology of the Korea Institute of Energy Technology Evaluation and Planning (KETEP) granted financial resource from the Ministry of Trade, Industry & Energy, Republic of Korea (no. 20154030200830).

로 오검출하는 단점이 있다.

본 논문에서는 편향 판별 분석(biased discriminant analysis, BDA)을 이용하여 여러 외부 환경의 변화에도 강인하게 동작할 수 있는 단일 카메라 영상 기반의 다단계 차선 검출기를 제안하였다. 제안한 다단계 검출기의 앞 쪽 단계는 Haar-like 특징 기반의 차선 검출기[16, 17], 가우시안 필터링을 이용한 차선 검출기(이후로는 가우시안 차선 검출기로 명칭)[18] 등 기존에 사용되고 있는 단일 카메라 영상 기반의 차선 검출 방법을 사용하였다. 검출기의 뒤쪽 단계에서는 이전 단계에서의 검출 결과에 대해 BDA를 이용한 검출 모듈을 이용하여 기존 검출기가 제대로 분류하지 못한 오검출 데이터를 걸러냄으로써 최종 검출 결과의 정확도를 개선한다. 다양한 환경에서 촬영된 도로 영상에 대한 차선 검출 실험을 통해, 제안한 방법이 영상의 밝기 변화, 차량의 움직임에 따른 영상의 상대적인 변화, 곡선 영상, 교차로 상의 횡단보도 등에 대해 기존 검출기보다 우수한 검출 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 차선을 검출하는 단일 카메라 영상 기반의 알고리즘들에 대해 살펴보고, 3장에서는 편향 판별 분석을 이용한 차선 검출 방법과 다단계 검출기에 대해 설명한다. 4장에서는 다양한 종류의 도로 영상에 대한 차선 검출 성능을 평가하고 5장에서 결론을 맺는다.



Fig. 1. Lane detection results using Haar-like feature based detector (a) input image, (b) result image.

II. Lane Detection Methods

1. Haar-like Feature Based Lane Detector

Haar-like 특징을 이용한 다단계 검출기는 Viola와 Jones가 제안한 방법으로서 Adaboost를 이용하여 다단계 구조의 각 단계(stage)마다 약 분류기(weak classifier)로 사용할 특징들을 선택하여 강 분류기(strong classifier)를 구성한다[16, 17]. Haar-like 특징은 여러 종류의 직사각형들로 구성되는데 각각의 직사각형을 양성 영역과 음성 영역으로 나누고 양성 영역의 픽셀 값의 합과 음성 영역의 픽셀 값의 합의 차이로 특징 값을 계산한다. 다단계 구조의 검출기는 앞 쪽 단계에서 걸러지지 않은

결과들(오검출)이 뒤 쪽 단계로 갈수록 걸러지면서 최종 검출 결과를 출력한다. 다양한 형태의 Haar-like 특징 값은 미리 계산된 적분영상(integral image)을 이용하여 빠른 속도로 계산되며, 얼굴 검출을 비롯하여 차선 검출에서도 많이 활용되고 있다. 하지만 Haar-like 특징은 직사각형 모양이라는 제한으로 인해 영상 속에 차선이 아닌 직사각형 모양의 물체에 대한 오검출에 한계를 보인다. 또한 미리 지정된 영역을 기반으로 특징을 검출하기 때문에, 영상의 밝기 변화, 회전된 정도에 따라 차선이 제대로 검출이 되지 않는 경우도 발생한다. Fig. 1은 Haar-like 특징 기반 차선 검출기의 검출 결과이다. Fig. 1(b)의 검출 결과를 보면, 차선 영역은 대부분 찾았으나 도로의 흙이나 도보에 대해서도 차선으로 오검출하는 것을 볼 수 있다.

2. Gaussian Filter Based Lane Detector

가우시안 차선 검출기는 먼저 역투영 변환(inverse perspective mapping, IPM)[19]을 통해 영상에서의 원근 효과를 제거하고 변환된 영상에 가우시안 필터를 적용함으로써 영상 안의 수직 특징을 추출한다. 가우시안 필터링은 이차원 가우시안 함수를 이용하여 마스크를 생성하고 영상과의 컨볼루션(convolution) 연산을 통해 특징을 추출하는 방법으로서, 차선 검출에 사용된 가우시안 필터의 함수식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} f_v(y) &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_y^2}y^2\right) \\ f_u(x) &= \frac{1}{\sigma_x^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}\right) \left(1 - \frac{x^2}{2\sigma_x^2}\right) \end{aligned} \quad (1)$$

식(1)에서 σ_x^2 와 σ_y^2 는 영상의 x, y 좌표의 표준편차를 의미하며 각각 영상의 폭과 높이에 따라 결정한다. 이 필터를 영상에 적용하면 영상 내의 차선이 아닌 배경을 제거되는데, 필터링된 영상에 특정 임계값을 적용하여 최종적으로 차선영역을 구분한다. 가우시안 필터링을 이용한 차선 검출기는 수직 성분이 있는 교차로나 직선 도로에 대해서는 효과적으로 특징을 검출하는 반면 도로에 차량 또는 구조물이 있는 경우 이들의 수직 성분들도 차선폭으로 오검출하는 한계가 있다.

III. The Proposed Scheme

1. Biased Discriminant Analysis for Lane Detection

데이터의 분류를 위해서는 문제에 알맞은 분류기의 선택뿐만 아니라 분류기의 입력으로 사용될 특징을 데이터로부터 효과적으로 추출하여야 한다. 데이터 분류를 위한 특징 추출 방법으로는 대표적으로 주성분 분석(principal component analysis, PCA)[20], 선형 판별 분석(linear discriminant

analysis, LDA)[21], 편향 판별 분석(biased discriminant analysis, BDA)[22] 등이 있다. 이 가운데 BDA는 LDA의 변형된 형태로서, 멀티 클래스 분류 문제에서 클래스들의 평균 값들의 거리를 최대로 하는 LDA와 달리 BDA는 관심 있는 한 개의 클래스와 나머지를 분류하는데 목적을 둔다. 이를 위해, 분류하고자 하는 클래스를 양성 클래스(positive class)로, 나머지를 모두 음성 샘플(negative sample)로 정의한다. 한 종류의 샘플들로 구성된 양성 클래스가 클러스터를 형성하는 반면, 음성 샘플들의 분포는 불규칙성을 띄게 된다. BDA는 양성 클래스의 샘플들은 모으고 음성 샘플들은 양성 클래스의 평균값과의 거리가 최대가 되도록 하는 편향된 목적함수를 정의한다. n 차원의 데이터 샘플 \mathbf{x}_P 과 \mathbf{x}_N 을 각각 양성 샘플과 음성 샘플이라 하고, 그 개수를 각각 N_P 와 N_N , 그리고 양성 샘플들의 평균을 μ_p 라고 할 때, 양성 샘플들의 산란 행렬(scatter matrix) S_P 과 음성 샘플들에 관한 산란 행렬 S_N 을 식(2)과 같이 정의하여 BDA의 목적함수를 식(3)과 같이 정의한다.

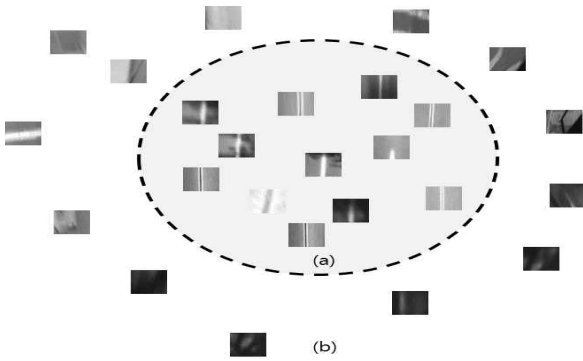


Fig. 2. Conceptual diagram of BDA. (a) positive samples, (b) negative samples.

$$S_P = \sum_{i=1}^{N_P} (\mathbf{x}_P(i) - \mu_p)(\mathbf{x}_P(i) - \mu_p)^T \quad (2)$$

$$S_N = \sum_{i=1}^{N_N} (\mathbf{x}_N(i) - \mu_p)(\mathbf{x}_N(i) - \mu_p)^T$$

$$W_{opt} = \operatorname{argmax}_W \frac{|W^T S_N W|}{|W^T S_P W|} \quad (3)$$

학습 데이터 샘플의 개수가 적을 때 발생하는 문제(small sample size problem)[13]를 피하기 위해 각 산란 행렬에 조칙화 항(regularization factor) ν 와 γ 를 이용하여 S_N 과 S_P 대신 다음과 같이 $S_N^R = (1 - \nu)S_N + \frac{\nu}{n} \operatorname{tr}[S_N I]$ 과

$S_P^R = (1 - \gamma)S_P + \frac{\gamma}{n} \operatorname{tr}[S_P I]$ 를 사용하기도 한다[22].

W_{opt} 가 정해지면 임의의 샘플 \mathbf{x} 에 대한 BDA 특징 $\mathbf{y} = W_{opt}^T \mathbf{x}$ 로 계산된다. 식(3)의 W_{opt} 를 구하는 과정에서, S_P 가 항등행렬로 변환된 후에 S_N 은 대각화 되는데 이것은 양성 샘플의 분포가 특징 공간에서 구(sphere)를 이루며 모이는 동시에 음성 샘플들은 넓게 분산되는 것을 의미한다. Fig. 2은 BDA를 이용한 분류의 개념도이다. 임의의 샘플 \mathbf{x} 에 대한 분류는 BDA 특징 공간에서 양성 샘플들의 평균 값(μ_p)과의 거리(d) 임계값(Th)을 기준으로 d 가 Th 보다 작으면 \mathbf{x} 를 양성 샘플로 분류한다 [23].

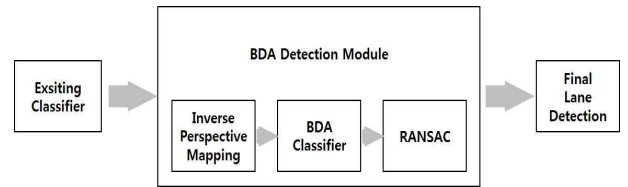


Fig. 3. Schematic diagram of the proposed cascade lane detection method.

2. Lane Detector Design

Fig. 3은 제안한 다단계 차선 검출기의 전체 흐름도이다. BDA를 이용한 차선검출 모듈은 난이도가 높은 차선 후보에 대한 분류에 장점이 있지만 샘플들의 영상처리 및 BDA 공간으로의 선형 변환 등으로 인해 처리 속도에서는 다소 제약이 따른다. 따라서 다단계 구조의 검출기를 설계하여 앞 쪽 단계에서는 기존에 사용되고 있는 차선 검출기 가운데 속도가 빠르고 Recall율이 높은 차선 검출기를 사용하여 일차적으로 차선을 검출하고, 그 결과에 BDA차선 검출 모듈을 적용함으로써 오검출율을 낮추도록 하였다.

BDA 차선 검출 모듈에 입력으로 들어가는 영상은 먼저 역투영 변환에 의해 도로의 수직 방향에서 바라본 형태(bird's eye view)로 변환하고, 앞 쪽 단계에서 차선으로 분류된 영역에 대한 패치들을 BDA 특징 공간으로 변환하여 오검출(False Positive, FP) 패치들을 걸러낸다. BDA 검출 모듈을 거친 패치들은 이상치(outlier) 제거에 사용되는 RANSAC[24]을 거쳐 최종 차선 검출 결과를 출력한다.

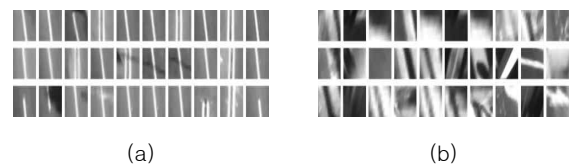


Fig. 4. Training samples for BDA (a) positive samples, (b) negative samples.

IV. Experimental Results

1. Experimental Data

차선 검출에 대한 BDA의 효율성과 제안한 다단계 차선 검출기의 성능을 평가하기 위해 Caltech Lanes 데이터베이스 [13]에 대한 차선 검출 실험을 하였다. Caltech Lanes 데이터베이스의 영상에는 그림자, 곡선 도로, 자동차 등의 다양한 변이가 존재하여 실제 주행 환경에 존재하는 다양한 변이에 대해 검출기가 강인하게 동작하는지 여부를 평가할 수 있다. Caltech Lane 데이터베이스는 총 4종류의 셋(set)으로 구분되어 있으며 총 1225 프레임으로 구성되어 있다(Table 1). 먼저 그림자, 곡선 도로, 자동차 등의 변이를 포함하는 cordova 1 셋은 총 250장의 영상으로 구성되어 있는데, 이 중 50장의 영상을 학습 셋(training set)으로 사용하였고 나머지 총 200장의 영상을 테스트 셋(test set)으로 사용하였다. cordova 2 셋은 다수의 곡선도로와 교차로, 자동차 등의 변이가 존재하는 영상을 포함하고 있으며, 총 406장의 영상 중 82장의 영상을 학습 셋으로, 나머지 총 324장의 영상을 테스트 셋으로 사용하였다. washington 1 셋은 다수의 그림자, 다수의 자동차등의 변이가 존재하는 337장의 영상으로 구성되어 있으며, 68장의 영상을 학습 셋으로, 나머지 총 269장의 영상을 테스트 셋으로 사용하였다. 마지막으로 washington 2 셋은 232장의 영상으로 구성 되어 있고, 이 가운데 47장의 영상을 학습 셋으로, 나머지 185장을 테스트 셋으로 사용하였다.

Table 1. Database Features

| Data class | Frames | Shadow | Curve | Car |
|-------------|--------|--------|-------|--------|
| cordova1 | 250 | few | exist | none |
| cordova2 | 406 | none | exist | few |
| washington1 | 337 | plenty | none | plenty |
| washington2 | 232 | few | none | few |

2. BDA Lane Detector Module

차선 검출 문제에 대한 BDA 특징 공간의 적합성을 확인하기 위해, BDA 특징 공간에서 실제 차선에 대한 양성 샘플과 음성 샘플들이 어떻게 분포하는지 확인해 보았다. 먼저 일반 도로 영상을 역투영 변환한 영상으로부터 차선 영역에 대한 양성 샘플과 차선이 아닌 영역에 대한 음성 샘플을 41x41의 크기로 각각 1000장 씩 총 2000장을 잘라 내어 BDA 특징 공간 구성을 위한 학습 데이터 셋(training data set)으로 사용하였다. 모든 샘플들은 히스토그램 평활화를 통해 조명 조건의 영향을 감소시키고 차선 영역이 더욱 선명하게 구분되도록 하였고 각 픽셀들의 값들이 영 평균(zero mean)과 단위 표준편차(unit standard deviation)를 갖도록 정규화 하였다[22]. Fig. 4는 히스토그램 평활화를 적용한 양성 샘플들과 음성 샘플들 예이다.

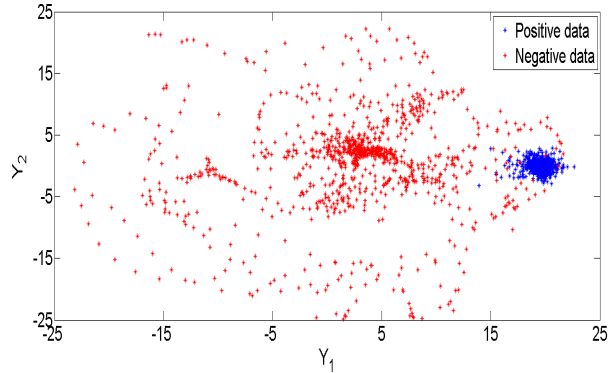


Fig. 5. Distribution of positive and negative samples in 2-dimensional BDA feature space.

Fig. 5는 투영 행렬 W_{opt} 를 구성하는 투영 벡터들 중에서 가장 큰 고유 값(eigenvalue)을 갖는 두 개의 투영 벡터들로 구성된 2차원의 BDA 특징 공간에서 학습 데이터 샘플들을 투영한 것이다. 파란색 점들과 빨간색 점들은 각각 양성 샘플과 음성 샘플들이다. Fig. 5에서와 같이 BDA 특징 공간에서 양성 샘플들은 클러스터를 이루며 모여 있고 반면 음성 샘플들은 불규칙하게 분산되어 있는 것을 볼 수 있다. 따라서 BDA 특징 공간에서 양성 샘플들의 평균 값(μ_p)으로부터의 거리에 대한 임계값을 설정하고, 테스트 샘플이 주어졌을 때 μ_p 와의 거리를 계산함으로써 테스트 샘플이 차선(양성 샘플)에 해당하는 샘플인지의 여부를 효과적으로 판단할 수 있음을 알 수 있다.

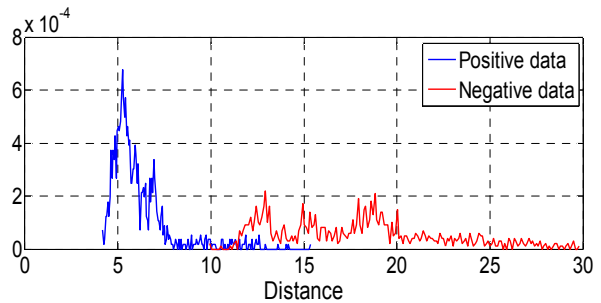


Fig. 6. Distribution of distances between mean of positive class and each training sample.

Fig. 6은 BDA 특징 공간에서 학습 데이터 샘플들과 μ_p 과의 거리(d)의 분포를 나타낸 것이다. 파란색 그래프와 빨간색 그래프는 각각 양성 샘플(차선이 포함된 패치)들과 음성 샘플들에 대한 값이다. 양성 샘플들에 대한 d 의 평균(양성 샘플들의 표준편차)은 5.17이었으며, 음성 샘플들에 대한 d 의 평균은 12.61였다. 따라서 Fig. 6의 결과로부터 양성 샘플과 음성 샘플을 효과적으로 구분하는 임계 값(Th)는 12.61로 정하였다.

3. Evaluation of Cascade Lane Detector

Caltech Lanes 데이터베이스의 영상에 대해 제안한 다단계

검출기와 기존에 제안된 차선 검출기들(Haar-like 특징 기반 검출기[16], 가우시안 차선 검출기[13])의 차선 검출 성능을 비교하였다.

Fig. 7은 Caltech lane 데이터베이스에 대해 Haar-like 특징 기반 검출기의 결과와 제안한 다단계 검출기의 차선 검출 결과이다. Fig. 7에서 (a)와 (b)는 각각 원영상과 이를 역투영 변환한 영상이며, (c)는 Haar-like 특징 기반 검출기에 의해 검출된 차선 후보 패치(위)에 RANSAC을 적용하여 얻은 최종 차선 검출 결과(아래)이고, (d)는 제안한 다단계 검출기에 의해 검출된 차선 후보 패치와 최종 차선 검출 결과이다. Fig. 7에서 볼 수 있듯이, Haar-like 특징 기반 검출기의 경우 Caltech Lanes 데이터베이스의 네 종류의 그룹 모두에서 차선이 아닌 영역에 FP가 많이 발생하여 최종 검출 결과에 에러가 많이 발생한 반면, 제안한 방법에서는 BDA 차선 검출 모듈에 의해 상당수의 FP들이 제거되어 최종 검출 결과의 에러가 많이 감소한 것을 볼 수 있다.

Fig. 8은 마찬가지로 네 종류의 데이터 그룹에 대해 가우시안 차선 검출기의 결과와 제안한 다단계 검출기의 차선 검출 결과를 비교한 것이다. 가우시안 차선 검출기는 각 영상마다 차선 한 개당 2개에서 4개의 점들을 추출하고 추출된 점들을 이용하여 차선을 추정한다. Fig. 8에서 가우시안 검출기가 도로가 아닌 영역에서 점들을 추출하여 최종 차선 검출의 에러가 발생한 경우에도 제안한 다단계 검출기에서는 가우시안 차선 검출기에 의해 추출된 개별 점들을 BDA 검출 모듈에 의한 검증을 통해 FP들을 걸러 내어 최종 차선 검출 결과의 왜곡을 줄이는 것을 볼 수 있다.

Table 2. The execution time for lane detection

| Algorithm | Times (sec) |
|---|-------------|
| Haar-like feature based detector | 0.066 |
| Proposed (Haar-like feature based detector+BDA) | 0.078 |
| Gaussian detector | 0.031 |
| Proposed (Gaussian detector+BDA) | 0.043 |

Table 2은 최종 차선 검출에 걸리는 시간을 보여준다. 제안한 다단계 검출 방법은 기존에 사용되고 있는 검출기에 BDA 모듈을 장착하여 최종 차선 검출 결과의 정확도를 높이는 것으로서, BDA 수행에 따른 전체 차선 검출 시간이 증가한다. BDA 검출 모듈의 수행 시간은 약 0.012초로서 기존 검출기들의 수행 시간과 BDA로 인한 검출의 정확도 향상을 고려할 때, 상대적으로 수행 시간의 증가량은 크지 않은 것으로 판단된다.

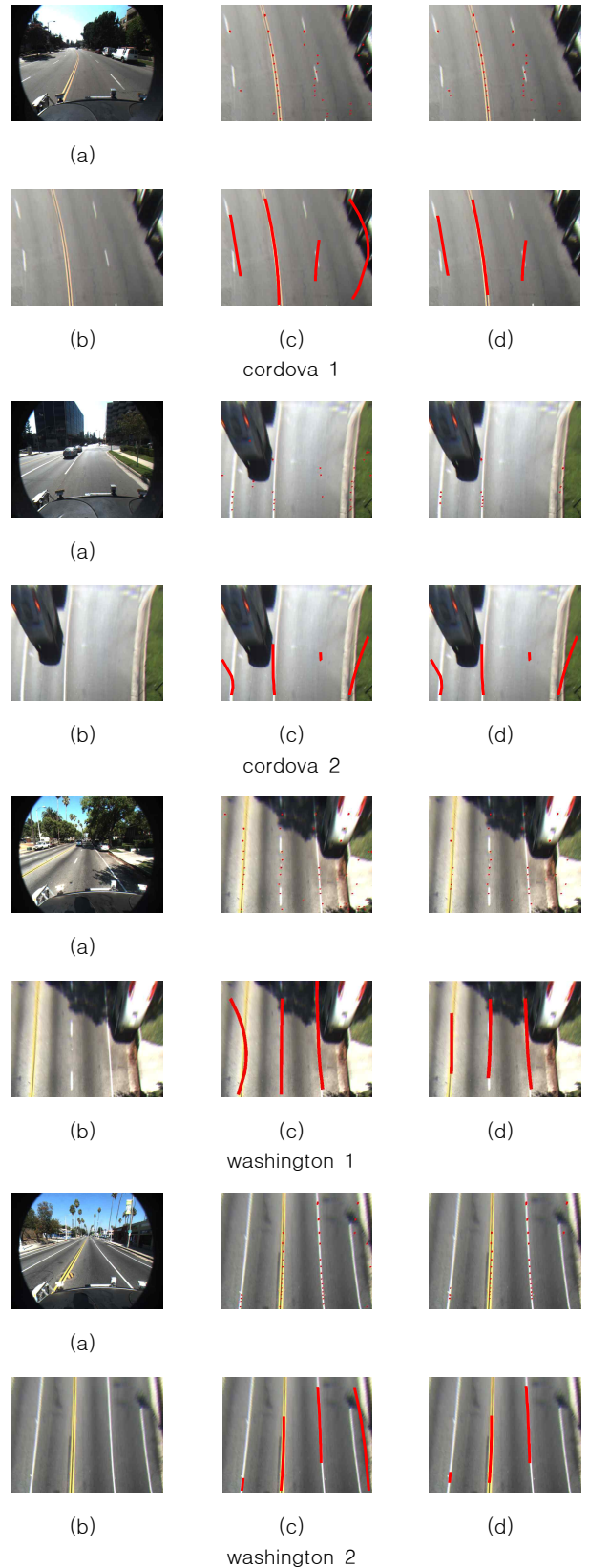


Fig. 7. Lane detection result, (a) input image, (b) IPM image, (c) results using Haar-like feature based detector, (d) results using the proposed detector.

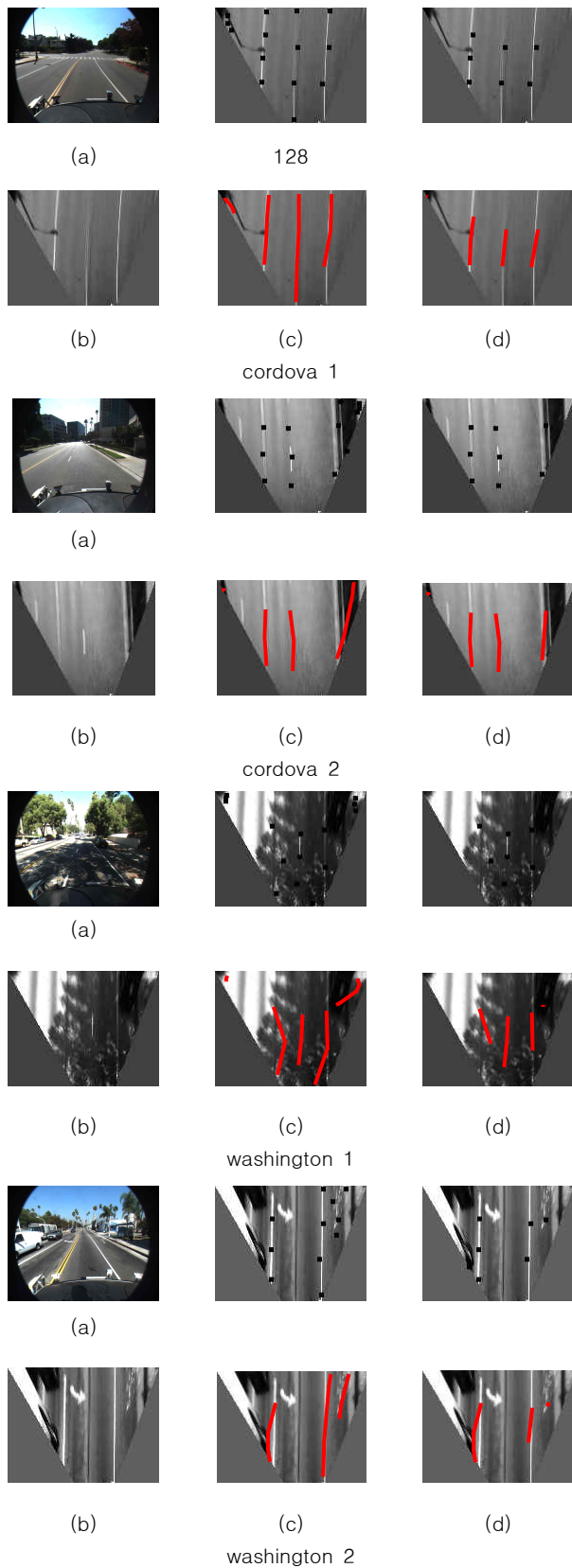


Fig. 8. Lane detection result, (a) input image, (b) IPM image, (c) results using Gaussian lane detector, (d) results using the proposed detector.

V. Conclusions

본 논문에서는 자율 주행 자동차 구현을 위한 필수 요소 기술들 가운데 주행 도로 상의 차선을 자동으로 검출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 단일 카메라 영상으로부터 차선을 검출하며 다단계 구조로 설계되었다. 다단계 구조의 앞 쪽에는 기존에 사용되고 있는 차선 검출 방법들을 배치하였고, 뒤 쪽에는 편향 판별 분석(BDA)을 이용한 차선 검출 모듈을 배치하였다. 기존에 사용되던 Haar-like 특징 기반의 검출 방법이나 가우시안 필터를 이용한 검출 방법들이 비교적 우수한 차선 검출 성능을 보이지만, 실제 도로 영상에서 발생하는 다양한 외부 요인으로 인하여 검출 성능에 한계를 가지고 있으며 특히 영상의 밝기 변화가 크거나 차량 또는 교차로와 같이 수직 성분을 많이 포함하고 있는 경우 오검출이 자주 발생한다. 따라서 본 논문에서는 단일 클래스 문제를 해결하기 위해 고안된 BDA 분석 기법을 적용하여 이러한 기존 검출기들이 잘 걸러내지 못하는 오검출 결과를 효과적으로 제거함으로써 최종 차선 검출의 정확도를 향상시켰다. Caltech Lanes 데이터베이스에 대한 차선 검출 실험 결과, 다단계 검출기가 소폭의 수행 시간 증가에도 불구하고 다양한 환경에서도 강인하게 동작하여 기존의 차선 검출기보다 효과적으로 차선을 검출하는 것을 확인할 수 있었다. BDA를 이용한 차선 검출 모듈은 Haar-like 특징 기반 검출기와 가우시안 차선 검출기 이외에도 다양한 차선 검출기와 결합하여 사용할 수 있다. 따라서 향후 개발 될 다양한 종류의 차선 검출 알고리즘에도 적용하여 보다 다양한 도로 조건에서 강인하게 동작할 수 있는 차선 검출기를 설계하는데 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

REFERENCES

- [1] K. Matheus and T. Königseder, "Automotive ethernet," Cambridge University Press, Cambridge, England, 2014.
- [2] D. Felguera-Martín and J. T. González-Partida, P. Almorox-González, and M. Burgos-García, "Vehicular traffic surveillance and road lane detection using radar interferometry," *IEEE transactions on vehicular technology*, Vol. 61, No. 3, pp. 959-970, Jan., 2012.
- [3] J. Sparbert, K. Dietmayer, and D. Streller, "Lane detection and street type classification using laser range images," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 454-459, Aug., 2001.
- [4] S. Nedeveschi, R. Schmidt, T. Graf, R. Danescu, D. Frentiu, T. Marita, and C. Pocol, "3D lane detection system based on stereovision," *IEEE Transactions on Intelligent*

- Transportation Systems, pp. 161–166, Oct., 2004.
- [5] S. D. Min, and C. K. Kwon, “Step Counts and Posture Monitoring System using Insole type Textile Capacitive pressure Sensor For Smart Gait Analysis,” *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 17, No. 8, pp. 107–114, Aug., 2012.
- [6] Li, Q., Chen, L., Li, M., Shaw, S. L., and Nuchter, A. “A sensor–fusion drivable–region and lane–detection system for autonomous vehicle navigation in challenging road scenarios,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 63, No. 2, pp. 540–555, Feb., 2014.
- [7] J. Y. Sung, M. H. Han, and K. H. Ro, “Development of a Vision–based Lane Change Assistance System for Safe Driving.” *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 11, No. 5, pp. 329–336, Nov., 2006.
- [8] A. Bar Hillel, R. Lerner, D. Levi, and G. Raz, “Recent progress in road and lane detection: a survey.” *Machine vision and applications*, pp. 1–19, April, 2014.
- [9] J. Son, H. Yoo, S. Kim, and K. Sohn, “Real–time illumination invariant lane detection for lane departure warning system,” *Expert Systems with Applications*, Vol. 42, No. 4, pp. 1816–1824, March, 2015.
- [10] H. Yoo, U. Yang, and K. Sohn, “Gradient–enhancing conversion for illumination–robust lane detection.” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 14, No. 3, pp. 1083–1094, Sep, 2013.
- [11] K. Y. Chiu, and S. F. Lin, “Lane detection using color–based segmentation”, In *Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 706–711, 2005.
- [12] D. Schreiber, D. B. Alefs, and M. Clabian, “Single camera lane detection and tracking,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 302–307, Sep., 2005.
- [13] M. Aly, “Real time detection of lane markers in urban streets,” In *Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 7–12, 2008.
- [14] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679–698, Nov., 1986.
- [15] A. H. Lai, and N. H. Yung, “Lane detection by orientation and length discrimination,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 30, No. 4, pp. 539–548, Aug., 2000.
- [16] R. Gopalan, T. Hong, M. Shneier, and R. Chellappa, “Video–based lane detection using boosting principles,” *Snowbird Learning*, 2009.
- [17] R. Gopalan, T. Hong, M. Shneier, and R. Chellappa, “A learning approach towards detection and tracking of lane markings,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 13, No. 3, pp. 1088–1098, Sep., 2012.
- [18] R. E. Schapire, and Y. Singer, “Improved boosting algorithms using confidence–rated predictions,” *Machine learning*, Vol. 37, No. 3, pp. 297–336, Dec., 1999.
- [19] H. A. Mallot, H. H. Bülthoff, J. J. Little, and S. Bohrer, “Inverse perspective mapping simplifies optical flow computation and obstacle detection,” *Biological cybernetics*, Vol. 64, No. 3, pp. 177–185, Jan., 1991.
- [20] M. Turk, and A. Pentland, “Eigenfaces for recognition,” *Journal of cognitive neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86, Dec., 1991.
- [21] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection,” *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 711–720, July, 1997.
- [22] X. S. Zhou, and T. S. Huang, “Small sample learning during multimedia retrieval using biasmap,” *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 11–17, Dec., 2001.
- [23] Y. Lee, and S. I. Choi, “A New Confidence Measure for Eye Detection Using Pixel Selection,” *Journal of Korea Information Processing Society*, Vol. 4, No. 7, pp. 291–296, July, 2015.
- [24] M. A. Fischler, and R. C. Bolles, “Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, June, 1981.

Authors



Tae Young Kim received the B.S. degree from the Department of Applied Computer Engineering, Dankook University, Korea, in 2015 and the M.S. degree from the Department of Computer Science and Engineering, Dankook University, Korea in 2017.

His research interests include machine learning and computer vision, and their applications.



Nojun Kwak received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees from the School of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University, Korea, in 1997, 1999, and 2003, respectively. He was with Samsung Electronics, Korea, from 2003 to 2006.

In 2006, he joined Seoul National University as a BK21 Assistant Professor. From 2007 to 2013, he was a Faculty Member of the Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University, Suwon, Korea. Since 2013, he has been with the Graduate School of Convergence Science and Technology, Seoul National University, Suwon, Korea, where he is currently an Associate Professor. His current research interests include pattern recognition, machine learning, computer vision, data mining, image processing, and their applications.



Sang-Il Choi received the B.S. degree from the Division of Electronic Engineering, Sogang University, Korea, in 2005 and the Ph.D. degree from the School of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University, Korea, in 2010.

He was a Postdoctoral Researcher in the BK21 Information Technology, Seoul National University, in 2010 and in the Institute for Robotics and Intelligent Systems of Computer Science Department, University of Southern California, Los Angeles, until August of 2011. He is currently an Associate Professor with the Department of Computer Science and Engineering, Dankook University, Korea. His research interests include pattern recognition, feature extraction and selection, machine learning, computer vision, and their applications.