

# 도심 자율주행을 위한 비전기반 차선 추종주행 실험

## Experiments of Urban Autonomous Navigation using Lane Tracking Control with Monocular Vision

서 승 범\*, 강 연 식, 노 치 원, 강 성 철

(SeungBeum Suh, Yeonsik Kang, Chi-Won Roh, and Sung-Chul Kang)

**Abstract:** Autonomous Lane detection with vision is a difficult problem because of various road conditions, such as shadowy road surface, various light conditions, and the signs on the road. In this paper we propose a robust lane detection algorithm to overcome shadowy road problem using a statistical method. The algorithm is applied to the vision-based mobile robot system and the robot followed the lane with the lane following controller. In parallel with the lane following controller, the global position of the robot is estimated by the developed localization method to specify the locations where the lane is discontinued. The results of experiments, done in the region where the GPS measurement is unreliable, show good performance to detect and to follow the lane in complex conditions with shades, water marks, and so on.

**Keywords:** lane detection, lane following, shadowy road boundary, vision-based control

### I. 서론

Monocular 카메라를 이용한 차선인식에 관한 연구분야는 최근 활발한 연구 성과를 보이고 있다. 특히, 모바일 로봇의 자율주행을 위한 비전 시스템에 관한 연구는 도로상에서 차선, 표지판 등 유용한 정보를 추출해 내는 것이 중요한 이슈가 되고 있다. 이와 관련하여, 그림자와 같은 잡음을 제거해 차선인식에 필요한 정보만을 추출해 내는 연구도 시스템의 신뢰성을 높이기 위해 진행되고 있다[1,2]. 비전기반 차선인식의 앞선 연구들은 다양한 도로의 특징에 따라 여러 가지 전략(hough, template matching, splines, polynomial estimation, 등)으로 접근하고 있다. 포물선(parabolic curve)을 이용한 도로 모델링은 평지의 road boundary를 근사하기 위해 사용되었다[3,4]. 하지만 위의 알고리즘은 “S”자형의 도로형태에서 그 취약성을 드러내고 있어서 horizontal and vertical clothoidal curves[7], polynomial curves[8,9]와 splines[10]의 특성을 이용한 도로 모델링을 통해 더 정확히 도로를 나타내려는 연구 또한 이루어지고 있다. 하지만 이러한 방법도 잡음이나 false detection에 민감하여 잡음을 제거하거나 인식의 오류를 줄이기 위한 필터를 사용해야 하는 등의 정교한 제어가 필요하다. 외곽선을 찾는 과정에서 형태학상의 “Watershed” transformation[5,6]을 이용한 방법도 연구되고 있다.

본 연구에서는 모바일 플랫폼이 고가의 레이저 스캐너로부터 얻은 정보를 이용하여 차선을 찾아내는 방법대신 저가의 webcam을 이용하여 차선을 인식해서 자율주행을 할 수 있도록 비전 시스템을 이용하였다. 비전 시스템은 저가의 장비로도 풍부한 양의 도로의 정보를 추출할 수 있는 장점이 있다. 하지만, 비전 시스템은 조도조건에 매우 민감하기 때문에 빛에 의해 생기는 그림자나 조도차이로 생기는 빛의 saturation 등으로 처리가 매우 어렵다는 단점이 있다. 본 논문

은 이같이 빛의 영향으로 차선에 그림자가 드리워져 차선인식이 용이하지 않은 경우, 실제 차선만을 인식해서 신뢰성 있게 그 차선을 추종하는 알고리즘을 제안하고 있다. 이 연구는 이러한 차선인식 및 추종 알고리즘을 통해서 실외에서 화재감시 및 순찰을 수행하는 자율주행로봇 개발을 목표로 하고 있다.

차선 인식 알고리즘은 edge 추출을 기본으로 하고 있는데, 도로 영상의 edge들 중에 실제 차선만을 찾아내는 것이 관건이다. 본 논문에서는 그림자의 영향으로 차선의 edge가 올바르게 인식 되지 않는 문제를 해결하기 위해서 실제 차선을 추출하는 과정에서 적응성 있는 관심 영역 설정(adaptive region of interest)를 제안하고 있고, 차선을 직선의 방정식으로 근사화하는 과정에서는 확률적 자료 조합(statistical data association)을 이용하여 인식오류의 가능성을 낮추는 알고리즘을 제안했다. 차선 인식 알고리즘으로 계산된 차선과 로봇과의 거리를 제어하는 차선 추종 제어기로는 비선형 속도 비 제어기(nonlinear velocity ratio control)를 사용하여 빠르고 안정적인 수렴 반응을 보여주었다. 이로서, 차선인식의 큰 문제인 그림자로 인한 이미지 왜곡을 풀 수 있는 알고리즘을 개발하여 자율주행실험을 수행하였다.

본문 II 장에서는 모바일 로봇 플랫폼에 장착된 각종 센서들과 그 성능을 설명하였으며, III 장에서는 차선 인식 알고리즘에 사용된 영상 처리기법과 그 정확성, 신뢰성을 향상시키기 위해 제안한 방법에 대해 설명하였다. VI 장은 III 장에 설명된 차선 인식 알고리즘을 바탕으로 차선을 추종하는 실제 모바일 플랫폼 제어 방법에 대한 설명이다. 마지막 V 장은 주행실험 결과 및 차선 추종 알고리즘 결과를 보여주고 있다.

### II. 로봇 구성

실제 실험에 사용되었던 모바일 로봇 플랫폼을 그림 1에서 보여주었고 있다. 4축 구동의 모바일 로봇은 실외 주행용으로 설계되었으며, skid방식으로 회전을 하며, 또한 한 명의 승객을 태울 수 있게 설계되었다. 플랫폼은 속도와 각속도를

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 1. 30., 채택확정: 2009. 2. 25.

서승범, 강연식, 노치원, 강성철: KIST 인지로봇연구단

(keenhurt@gmail.com/yeonsikkang@gmail.com/ctrl88@naver.com/kasch804@gmail.com)

표 1. 센서 세부성능 사항.

Table 1. Sensor Specification.

Sensor	Specifications
GPS	Accuracy: 0.2 - 1.5 meter (CEP) Update Rate: 1 Hz
Attitude Sensor	Resolution: 0.05° Dynamic Error: 2°RMS Update Rate: 10 Hz
Ladar	Field of View: 180° Angular Resolution: 0.5° Update Rate: 5 Hz
Webcam	Field of View: 140° Update Rate: 10 Hz

사용자의 입력 값으로 받고 encoder 정보를 출력한다. 두 대의 노트북 컴퓨터가 장착되었고, 하나는 모바일 제어용으로 다른 하나는 영상 처리 및 영상 무선 전송을 담당하고 있다. 장착된 센서들은 웹 캠, 레이저 스캐너, GPS 수신기, 그리고 자신의 방향을 측정하는 자세 센서이다. 센서의 세부성능 사항은 표 1에서 확인할 수 있다.

GPS와 자세센서는 로봇의 전역위치 및 방향을 알 수 있게 해주는 센서이다. 이 센서들은 모바일 플랫폼의 정확한 전역 위치 추종에 필요한 충분한 정보들을 제공한다. 하지만 GPS 센서는 주위 환경에 의해 큰 영향을 받는데, 특히 건물들이 빼곡히 서있는 도심과 같은 환경에서는 GPS 수신기가 볼 수 있는 위성의 개수가 줄어들기 때문에 자신의 정확한 위치 추종이 어려워진다. 자세센서는 나침반과 같은 원리로 자신이 향하고 있는 방향을 감지해 내기 때문에, 자동차나 도로의 전선에서 생성되는 자기장에 의해 그 정보가 왜곡될 수 있다. 즉, 좁은 도로에서 주위를 지나가는 차량의 자기장의 영향으로 방향이 잘못 측정되면, 자신의 위치 오차가 누적 되면서 결국 목표 위치로부터 큰 차이를 보이는 결과를 가져올 수 있다는 것이다.

위와 같은 왜곡된 센서정보의 문제를 해결하기 위해, 이 논문에서는 도로의 차선과 같은 거리의 특징을 이용하여 로봇을 제어하는 방법을 선택했다. 비전기반 차선인식 알고리즘을 제안했고, 오른쪽 차선과 왼쪽 차선 모두를 인식 및 추종하기 위해 화각이 140°인 BL-5000 웹 캠을 도로표면을 보도록 30° 기울여서 장착하여, 도로의 이미지 정보를 읽어 들



그림 1. 모바일 로봇.  
Fig. 1. Mobile platform (Securo 2).

었다. 이미지 처리를 통해 차선으로부터 로봇의 상대 위치를 계산하여 차선을 추종하는 시스템을 완성하였다.

### III. 비전시스템을 이용한 차선인식

#### 1. 차선인식을 위한 영상처리

그림 2에서와 같이 현재 시스템은 smoothing, 에지 추출, 차선 추출, Hough transform을 이용한 차선 인식의 과정으로 일반적인 영상 처리를 하고 있다.

##### 1.1 Smoothing

논문에서 제안한 오른쪽 차선과 왼쪽 차선 추출 알고리즘은 이미지의 edge추출을 기본으로 하였다. 웹 캠을 통해 들어온 이미지는 도로 위의 점이나 물 자국, 잘못된 차선추출을 야기할 수 있는 도로표면의 잡음을 제거하기 위해 smoothing의 과정을 거쳤다. Smoothing처리는 그림 3(b)에서와 같이, 가우시안 잡음을 제거해주었고, edge정보를 잃지 않고 들어온 이미지를 부드럽게 만들어 주었다.

##### 1.2 에지 추출

이미지 상에서 차선은 거의 대각선과 같은 모양으로 나타나기 때문에 edge추출 기법 중에 대각선 성분에 민감한 Sobel operator가 사용되었다. 결과로 그림 3(c)에서와 같이 edge가 추출되었다.

##### 1.3 차선 추출

Edge추출 처리는 차선뿐 아니라 edge를 가지고 있는 이미지의 모든 정보를 보여주기 때문에, 실제 차선만 찾아내는 처리가 필요하다. 차선이 만들어내는 edge는 잡음으로 생기는 edge에 비해 그 두께가 굵은 특성을 고려하여, grey level intensity가 지속적으로 큰 구간이라고 판단하였다. Grey level intensity를 세로 방향으로 이미지 상단의 위치에서부터 1화소(pixel)씩 내려오면서 정 중앙으로부터 가로 양쪽 방향으로 조사를 실시한다. 일정한 두께 임계 값 보다 더 두꺼운 edge만을 실제 차선으로 인식하여 다른 도로 특징들로부터 분리해 내는 것이다. 이때 로봇은 언제나 차선과 차선 사이에 위치하며 이미지의 정 중앙은 로봇의 위치를 가리킨다고 가정한다. 일단 차선을 찾아내었다고 판단이 되면, 세로방향의 1화소(pixel) 내려와서 가운데 지점에서부터 그림 4와 같이 오른쪽과 왼쪽 방향으로 새로운 검사를 실시한다. 이러한 일련의 과정을 통해 오른쪽 차선과 왼쪽 차선이 다른 도로의 특성들로부터 분리, 결정된다. 결과는 그림 3(d)와 같이 나타난다. 이때의 오른쪽 차선추출과 왼쪽 차선추출의 관심영역(region of interest)은 언제나 이미지를 그림 4에서 가운데 파선으로 나누어진 왼쪽과 오른쪽 사각형이다. 적응성 있는 관심

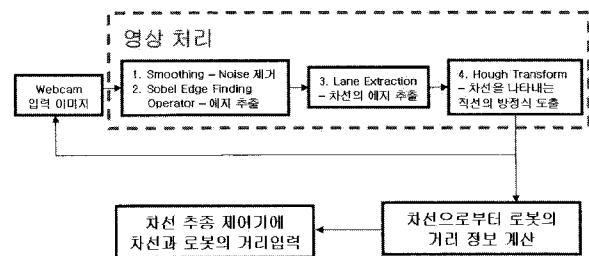


그림 2. 영상처리 알고리즘 시스템 개념도.  
Fig. 2. System diagram of image processing.

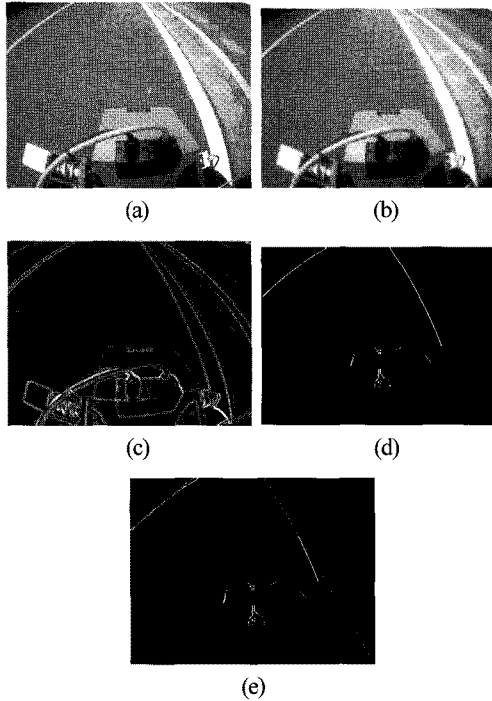


그림 3. (a) 입력 이미지 (b) smoothing을 거친 출력 이미지 (c) Sobel operator를 통한 외곽선 추출 이미지 (d) 차선 추출 이미지 (e) Hough transform 결과 이미지.

Fig. 3. (a) Input image (b) Output image after smoothing operation (c) Output image after edge detection with Sobel operator (d) Output image after the lane extraction process (e) Hough transform result.

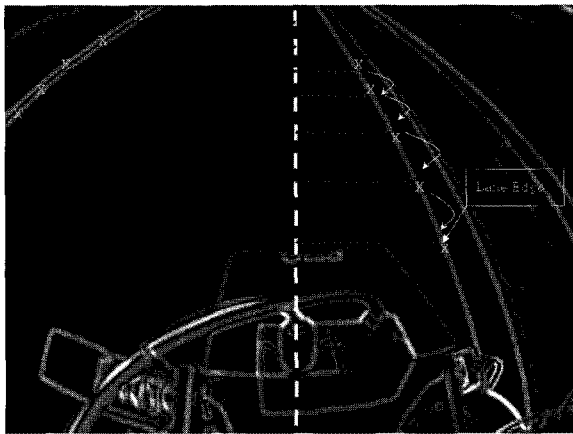


그림 4. 차선 추출 과정.  
Fig. 4. Lane extraction process.

영역(adaptive region of interest) 설정에 관한 내용은 3.2.1절에서 다룰 것이다.

1.4 Hough transform

그림 3(d)와 같은 차선 추출의 결과 이미지가 주어지면, 이미지 상의 오른쪽과 왼쪽 차선을 가장 잘 나타낸 직선을 찾아내기 위해 Hough transform을 이용한다. 차선 추출과정의 결과 이미지는 edge의 끊김 등 불연속적인 점들의 집합으로 이루어져 있기 때문에 화소들을 모으는 연결과정을 거쳐 직선을 나타내는 작업이 필요하다. 그 접근 방법의 하나가

Hough transform이다. Hough transform은 n개의 점들이 이미지에 존재한다고 가정할 때, 점 i 번째 점의 좌표인  $(X_i, Y_i)$  와 j 번째 점의 좌표인  $(X_j, Y_j)$  를 모두 지나는 직선을 다음과 같은 선의 정규적 표현 식을 사용한다.

$$\rho = X_i \cos \theta + Y_i \sin \theta \tag{1}$$

여기서,  $\rho$  는 직선으로부터 원점까지의 거리이고,  $\theta$  는 기울기이다.

위와 같은 방법으로 모든 점을 지나는 공통의 직선을 찾는다면 무수히 많은 선들이 검출되어서 차선을 나타내는 하나의 직선을 찾기 힘들 것이고 정보를 처리하는데 상당히 오랜 시간을 필요로 할 것이다. 그런 이유로 실제 Hough transform을 수행할 때는 직선이 포함하고 있는 점들의 개수가 정해놓은 임계 값 이상인 경우 또 직선의 길이가 정해진 최소값보다 큰 경우의 직선만을 검출하도록 설계한다. 그 결과로 나온 여러 직선들의 기울기와 y-절편의 평균값을 계산하여 차선을 나타내는 직선을 근사하였다. 실제로 이미지에서 보이는 차선은 광각의 카메라를 이용하였기 때문에 포물선에 가깝지만, 모바일 로봇은 1m/s의 비교적 느린 속도로 진행하고 또한 1차원 직선으로도 차선의 위치를 거의 정확하게 판단할 수 있음을 그림 3(e)에서 볼 수 있다.

2. 비전 알고리즘 개선

본문 3.1절에 설명하였듯이, 제안한 차선 인식 알고리즘은 차선을 도로의 많은 정보들 중에서 신뢰성 있게 차선을 추정할 수 있는 것을 볼 수 있다. 하지만, 비전 시스템을 기반으로 한 차선 인식 알고리즘은 빛의 조건이 그 성능에 큰 영향을 미친다. 특히, 그림자가 드리워진 도로표면일 경우, 그림자 경계에서의 intensity 차이가 차선과 아스팔트 사이의 intensity 차이보다 훨씬 더 두드러져서, 그림 6과 같이 잘못

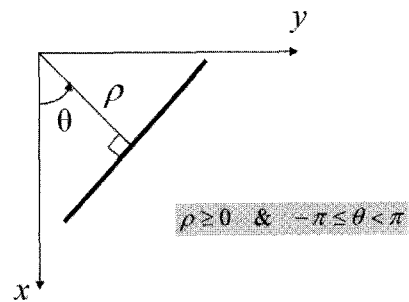


그림 5. 허프 변환.  
Fig. 5. Hough transform.

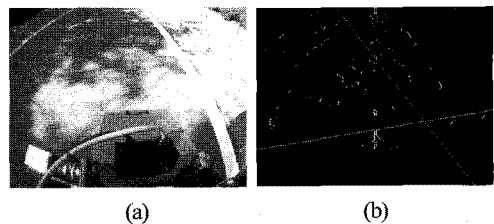


그림 6. (a) 그림자가 드리워진 도로 (b) 차선 인식 오류.  
Fig. 6. (a) Shadowy road boundary (b) False detection of lane in the image with shadowy road boundary.

된 차선인식의 가능성이 높아짐을 볼 수 있다. 즉, 이 문제는 영상처리 과정에서 실제 차선만 추출하는 차선추출과정과 차선을 나타내는 직선을 찾아내는 Hough transform과정이 그림자가 드리워진 도로의 영상을 처리하는데 취약함을 알 수 있게 해주었다.

그림 6에서와 같이 그림자에 의한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 차선 추출과정과 Hough transform과정에 적응성 있는 관심영역 설정(adaptive region of interest)과 확률적 자료 조합(statistical data association)의 방법을 제안 하였다.

2.1 적응성 있는 관심 영역 설정(adaptive region of interest)

시스템을 보다 신뢰성 있게 만들기 위해서는 신뢰구간을 이용한 자료 조합뿐만 아니라 이미지의 관심영역(region of interest)의 적응성 있는 변화가 필요하다. 그것은 그림 6(b)에서와 같이 그림자가 드리워진 차선의 이미지는 차선이 아닌 그림자의 edge들도 나타나서 차선인식 오류를 야기하기 때문이다. 위와 같은 이유로, 적응성 있는 관심영역(adaptive region of interest)이 잘못된 차선인식의 가능성을 줄이는 목적으로 사용되었다. Adaptive region of interest는 항상 정 중앙에서부터 시작하던 검사를 이전 차선 정보를 기준으로 바꾸어주는 처리를 한다. 즉, 그림 8에서와 같이 이전의 차선이 있는 위치가 정해지고 또한 95% 신뢰구간이 정해지면 새로운 관심영역을 설정한다. 즉, 원래는 사각형 모양의 관심영역이 이전

차선에서 신뢰구간을 이용하여 구해진 평행사변 형 꼴의 영역으로 변한 것을 볼 수 있고, 그로 인해 이미지 처리를 해야 하는 정보의 양과 시간도 줄어들었음을 그림 8을 통해 볼 수 있다. 새로운 관심영역 설정의 관한 수식은 3.2.2절에서 신뢰구간 설정 후에 설명한다.

2.2 확률적 자료 조합(statistical data association)

그림자 조건에서의 오류인식의 문제를 해결하기 위해서는 이전 차선 추출 정보의 활용은 필수적 이었다. 그림 6(b)에서와 같이 그림자가 드리워진 도로의 차선 검출은 흩어진 점들로 나타나기 때문에, Hough transform으로부터 계산되는 여러 직선의 평균값은 그림자로 인해서 생기는 직선의 영향으로 이전의 차선을 잘 검출한 직선과는 큰 차이를 보인다. 이렇듯 기울기가 갑자기 큰 차이로 달라진다는 사실도 다른 한편으로는 유용한 정보일 수 있다. 그것은, 그림자의 영향으로 생긴 인식의 오류임을 알 수 있게 해주는 단서라는 것이다.

자료 조합(data association)은 이런 식의 인식 오류로 판단되는 "slope jump"의 가능성을 줄이기 위해서 시스템에 적용되었다. 이 과정은 현재 시스템이 판단하고 있는 차선의 직선의 방정식의 기울기와 절편을 이전 차선 정보와 비교하는 것이 그 주된 내용이다. 처음 로봇에 입력된 이미지는 비교할 대상인 이전 차선 정보가 없으므로 로봇이 조사하는 첫 출발점의 도로 위에는 그림자가 없다고 가정을 한다.

처음 20프레임 즉 초당 10프레임을 처리하는 현 시스템에서 2초 동안엔 시스템이 실제 차선을 찾을 때까지 기다리게 된다. 처음 20 프레임까지의 기울기와 y-절편은  $\{(S_1, I_1), \dots, (S_{20}, I_{20})\}$  이고, 평균값을  $(\mu_{S,20}, \mu_{I,20})$  라 정의한다.

21프레임에서는 Hough transform의 결과로, 단순히 여러 직선들의 평균값으로 차선을 근사하는 것이 아니라, 여러 직선들을 이전 차선과 비교해서 그림자로 인해 생긴 직선들을 제거한다. 이때 이전차선의 기울기와 절편 값을 현재차선과 비교하여 급격하게 변하지 않음으로, (2)이 성립한다.

$$\mu_{S,21} \cong \mu_{S,20} ; \mu_{I,21} \cong \mu_{I,20} \quad (2)$$

여기서,  $\mu_{S,21}$  은 21 프레임에 검출된 직선들의 기울기 평균값이고,  $\mu_{I,21}$  은 절편의 평균값이다.

(2)에서 계산된 평균값들로 21프레임 이미지 정보의 분산을 구하면 (3)와 같다.

$$\sigma_{S,21} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_{i,21} - \mu_{S,21})^2}, \sigma_{I,21} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{i,21} - \mu_{I,21})^2} \quad (3)$$

여기서, N은 21프레임에 Hough transform이 출력하는 직선의 개수를 나타내며,  $S_{i,21}$  와  $I_{i,21}$  는 출력된 직선 중에 i번째 직선의 기울기와 절편을 나타낸다.

직선의 기울기와 절편의 분포가 근사적으로 정규 분포를 따른다고 가정했을 때, 기울기와 절편의 평균을 기준으로 95% 신뢰구간을 찾는 식은 (4)와 같다.

$$|S_{i,21} - \mu_{S,21}| \leq \frac{\sigma_{S,21}}{N} \times 1.96, |I_{i,21} - \mu_{I,21}| \leq \frac{\sigma_{I,21}}{N} \times 1.96 \quad (4)$$

(4)를 바탕으로 직선의 후보군들 중에서 신뢰구간 내에 들

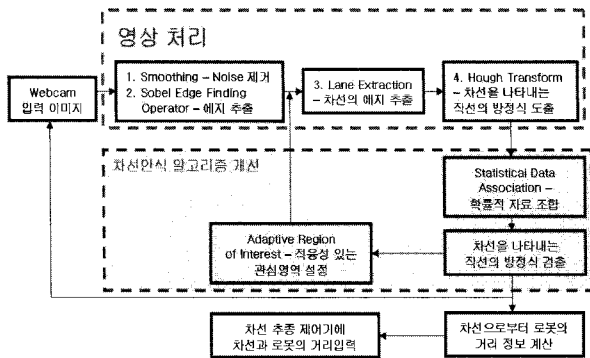


그림 7. 영상처리 알고리즘 개선 시스템 개념도.  
Fig. 7. System diagram of advanced image processing.

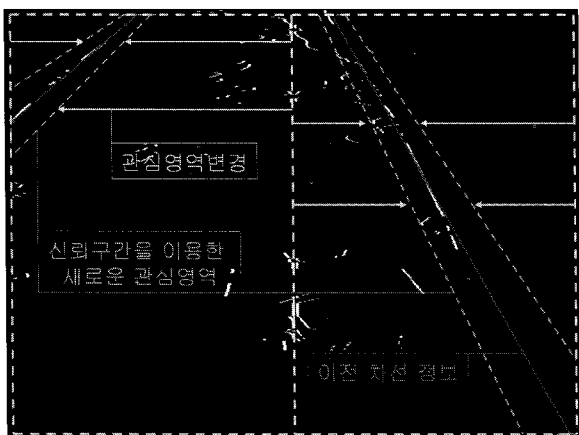


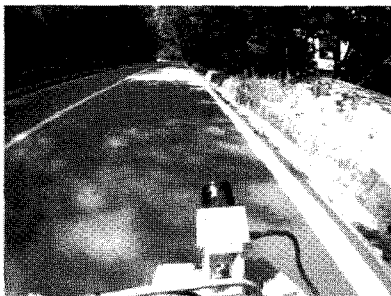
그림 8. 적응성 있는 관심영역 설정.  
Fig. 8. Adaptive region of interest.

어오지 않는 “false detection”이라고 판단되는 직선들을 제거한다. 그림 9에서는 신뢰구간과 이전 차선 정보, 직선의 후보군 들을 보여준다. 신뢰구간 내에 들어오는 직선들 중 Hough transform 과정에서 중첩하는 점들을 가장 많이 포함하고 있는 직선을 현재의 차선으로 결정하고, 이 직선의 기울기와 절편 값은 다시 (2)와 같이 다음 프레임 영상에서 나온 후보 직선들의 기울기와 절편의 평균값이 된다. 이와 같은 과정을 반복함으로써 22, 23 프레임의 차선도 이전 차선과의 자료 조합(data association)을 통해 결정된다. 결과적으로, 그림자로 인해 Hough transform이 출력하는 잘못된 직선들은 신뢰구간에 벗어남으로써 그림 12의 결과와 같이 차선인식의 오류를 줄일 수 있었다.

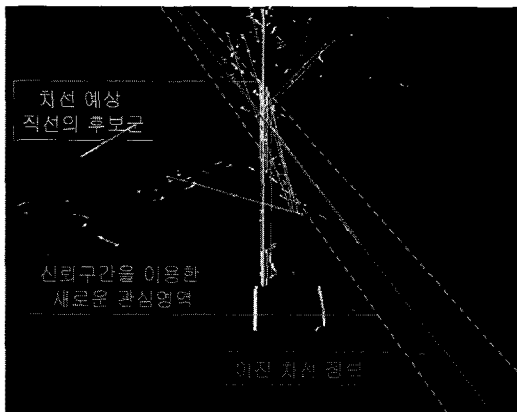
(4)을 바탕으로 3.2.1절의 새로운 관심영역을 나타내는 직선의 기울기와 절편 값을 구하면 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{S,21} - \frac{\sigma_{S,21}}{N} \times 1.96 \leq S_{i,22} \leq \mu_{S,21} + \frac{\sigma_{S,21}}{N} \times 1.96 \\ \mu_{I,21} - \frac{\sigma_{I,21}}{N} \times 1.96 \leq I_{i,22} \leq \mu_{I,21} + \frac{\sigma_{I,21}}{N} \times 1.96 \end{aligned} \quad (5)$$

(5)에서 구한 기울기와 절편,  $(S_{i,22}, I_{i,22})$ 의 최대, 최소값을 바탕으로 차선이 있을 가능한 영역을 그림 8과 같이 구하고, 그 영역에서 차선의 edge추출과정을 거친다. 따라서 22프레임의 영상부터는 관심영역의 설정 후 출력된 edge들만을 가지고 처리를 하기 때문에 그림 12와 같이 그림자에 의한 인



(a)



(b)

그림 9. (a) 그림자가 드리워진 도로 (b) 신뢰구간을 이용한 차선 식별 과정.

Fig. 9. (a) Image with shadowy surface (b) Confidence interval elimination process.

식의 오류를 줄일 수 있었다.

앞선 과정을 통해 얻어진 직선의 이미지 좌표는 마지막으로 3차원 실제 좌표로 바꾸는 변환작업을 하게 되고, 로봇전방의 거리를  $y_i = 0.9, 1.2, 1.5, 1.8, 2.1[m]$ 로 설정하고, 이에 상응하는 오른쪽 차선, 왼쪽 차선과 로봇의 가로 거리( $d_{Lane}$ )를 camera calibration을 통해 구한다. 로봇과 차선과의 거리( $d_{Lane}$ )는 차선추종 제어기의 입력이 된다.

#### IV. 제어기 설계

앞서 설명하였듯이, 실외로봇의 완전자율주행에는 아직 많은 어려움이 존재한다. 특히 도시와 같은 복잡한 환경에서는 로봇의 위치에 따라 GPS 신호의 강도나 그 신뢰성이 좌우되고, 그것이 로봇의 자율주행 성능에도 큰 영향을 미치게 되는 것이다. 때문에, 지역정보와 전역정보를 분리하여 제어하는 방법을 사용하였다. 즉, 실제 로봇의 진행방향을 제어하기 위해서는 주로 지역정보를 사용하고, 그 위치를 파악하기 위해서는 전역정보를 이용하였다. 따라서, 비전 센서로부터 정확한 지역 정보를 얻었고, 정확한 위치 제어가 가능하였다.

차선 추종 제어기로, Frew 등[11]이 소개한 비선형 속도 비 제어기(nonlinear velocity ratio control)를 사용하였다. 차량제어에 관한 연구성과에는 이와 유사한 방법들이 소개되고 있다. Chan 등[12]과 Bayraktar 등[13]이 제안한 위에 연구들 또한 현재의 자신의 위치로부터 앞을 내다보는 거리(look ahead distance)의 개념을 따르고 있다. 이 제어 방법은 지금까지 차량제어에 널리 적용되고 있으며, 이 시스템에서도 비전 센서가 로봇의 현재 위치로부터 전방을 바라보고 처리를 하고 있기 때문에 같은 방법을 채택하였다. 빠른 반응 속도와 원하는 궤도로 부드럽게 수렴하는 이점 또한 이 제어 방법을 이용한 이유이다.

차선 인식 알고리즘에서 로봇 전방 거리가  $y_i = 0.9, 1.2, 1.5, 1.8, 2.1[m]$  일 때의 다섯 개의 차선의 위치 좌표  $(X_i, Y_i)$ 를 그림 10에서와 같이 결정하게 된다.  $d_{desired}$  라는 목표 거리만큼 차선이 로봇 방향으로 이동하여 로봇의 목표진행궤적을 그린다. 여기서, 차선추종 제어기는  $d_{ahead}$  만큼 전방에 위치한 그림 10에서 별표로 표시된 점으로 로봇의 진행방향을 돌리도록 제어를 한다.

그림 10에서와 같이, 로봇의 방향이 정확하게 별표의 위치와 일치한다면 (6)이 성립한다.

$$\frac{y_{track}}{d_{ahead}} = -\frac{V_y}{V_x} \quad (6)$$

여기서,  $y_{track}$  은 목표진행궤적으로부터 로봇까지의 가로 길이를 나타내고,  $d_{ahead}$  는 제어기 설계에서 지정된 전방거리를 나타낸다.  $V_x$  와  $V_y$  는 로봇의 진행속도의 가로성분과 세로성분을 각각 나타낸다. (6)를 바탕으로 오차는 (7)과 같이 정의 된다.

$$e = V_x \cdot y_{track} + V_y \cdot d_{ahead} \quad (7)$$

따라서, 속도 비 제어기의 제어 입력 값인  $u_{cmd}$  는 아래와 같이 계산된다.



차선이 위치할 때 사용이 되고, 그렇지 않을 때는 GPS정보를 이용해서 주행을 계속하였다. 자율주행실험 장소를 보여주고 있는 그림 11에서 A, B, 그리고 C의 위치는 차선이 없는 구간을 나타낸다.

그림 13은 차선추종 제어기의 실험 결과를 보여주고 있다. 그림 13(a)와 그림 13(b)에는 오른쪽 차선과 로봇과의 거리 그리고 각속도 제어 입력 값을 각각 보여주고 있다. 그림 13(a)와 같이 차선이 없는 A, B, C 구간을 제외한 도로주행에서는  $d_{desired}$  가 0.6m로 정해졌을 때  $\pm 0.1m$ 의 오차범위를 가지고 제어가 가능했고, 차선이 없는 구간의 진입과 진출과정에서는  $\pm 0.3m$  정도로 제어가 된 것을 볼 수 있다.

실험결과로부터, GPS 신호가 강하지 않고 차선이 없는 도로의 경우에도 자율주행이 가능했고, 또한 그림자 조건에서도 제한한 차선 추종 알고리즘을 바탕으로 안정성 있는 주행이 가능하다는 것을 확인할 수 있다.

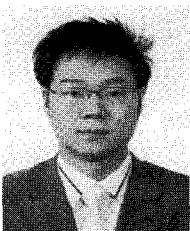
## VI. 결론

이 논문에서는 모바일 로봇의 자율주행을 위해서 비전센서를 통해 들어오는 이미지를 이용해 차선 인식 및 추종 알고리즘을 제안했다. 10프레임/초의 속도로 들어오는 이미지를 각각 처리하여 차선을 인식하고 추종하는 알고리즘이며, 통계학적 자료 조합(statistical data association)과 적응성 있는 관심 영역 설정(adaptive region of interest)의 방법을 이용하여 그림자에 의한 영향이 도로에 미칠 때에도 차선 인식 및 추종의 오차범위를 10-30cm 내로 자율주행을 성공하였다. 이로써, 그림자나 다양한 조도 조건에서도 안정성 있게 차선을 찾아내는 비전기반 차선인식 알고리즘을 완성하였다.

앞으로는 레이저 스캐너를 이용하여 도로 폭을 감지한 센서 정보와 비전의 차선 정보를 융합하여 보다 더 정확하고 안정성 있는 알고리즘 개발에 관한 연구가 진행되어야 할 것으로 본다.

## 참고문헌

- [1] R. Aufrère, R. Chapuis, and F. Chausse, "A model-driven approach for real-time road recognition" *Machine Vision and Applications (2001)* vol. 13, no. 7, pp.95-107, May 2001.
- [2] R. Labayrade, S. S. Leng, and D. Aubert "A reliable road lane detector approach combining two vision-based algorithms" *2004 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Washington, D.C., USA*, pp. 149-154, Oct. 2004.
- [3] K. Kluge and S. Lakshmanan, "A deformable template approach to lane detection," in I. Masaky, editor, *Proceeding IEEE Iii-c-lligenr Vdiicle '9-5*, pp. 54-59, Detroit, Sep. 1995.
- [4] S. Lakshmanan and K. Kluge, "Lane detection for automotive sensor," in *JCASSP*, vol. 5, pp. 2955-2958, May 1995.
- [5] B. Serge and B. Michel, "Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transform," in *Proceedings of the Intelligent Vehicles '94 Symposium*, pp. 296-301, Oct. 1994.
- [6] Y. Xuan, B. Serge, and B. Michel, "Road tracking, lane segmentation and obstacle recognition by mathematical morphology," in *Proceedings of the Intelligent Vehicles '92 Symposium*, pp. 166-170, 1992.
- [7] E. D. Dickmanns and V. Graefe. "Dynamic monocular machine vision and applications of dynamic monocular vision." *International Journal of Machine Vision and Application*, vol. 1, no. 4, pp. 223-240 and 241-261, Dec. 1988.
- [8] C. Kreucher and S. Lakshmanan. Lana : "A lane extraction algorithm that uses frequency domain features," *In IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 15, pp. 343-350, April 1999.
- [9] R. Risack, P. Klausmann, W. Kruger, and W. Enkelmann. "Robust lane recognition embedded in a real-time driver assistance system," *In Intelligent vehicles symposium, Stuttgart, Germany*, vol. 1, pp. 3540, Oct. 1998.
- [10] Y. Wang, D. Shen, and E.K. Teoh. "Lane detection using catmull-rom spline," *In Intelligent vehicles symposium, Stuttgart, Germany*, vol. 1, pp. 51-57, 28-30 Oct. 1998.
- [11] E. Frew, T. McGee, Z. Kim, X. Xiao, S. Jackson, M. Mori-moto, S. Rathinam, J. Padiyal, and R. Sengupta. "Vision-based road following using a small autonomous aircraft," *Proceedings of IEEE Aerospace Conference 2004*, vol. 5, pp. 3006-3015, March 2004.
- [12] C. Chan and H. Tan. "Lane tracking control in vehicle-following collision situations," *Proceedings of American Control Conference, 1999*, vol. 5, pp. 3697-3701, June 1999.
- [13] S. Bayraktar, G. E. Fainekos, and G. J. Papas. "Experimental cooperative control of fixed-wing unmanned aerial vehicles," *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control, 2004*, vol. 4, pp. 4292-4298, Dec. 2004.



서 승 범

2006년 University of California, San Diego Mechanical Engineering B.S. 2007년 University of Michigan, Ann Arbor Mechanical Engineering, M.S. 2007년~현재 KIST 인지로봇연구원 연구원. 관심분야는 이동 로봇 네비게이션 알고리즘, 비전 기반

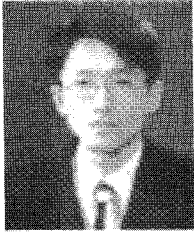
차선 인식.



강 연 식

1999년 서울대학교 조선해양공학과 학사. 2001년 서울대학교 조선해양공학과 석사. 2006년 University of California, Berkeley Mechanical Engineering Ph.D. 2007년~현재 KIST 인지로봇연구원 선임 연구원. 관심분야는 표적 추적, 이동

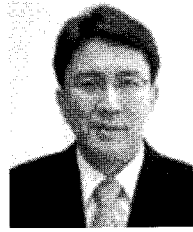
로봇 네비게이션 알고리즘.



**노치원**

1995년 아주대학교 제어계측공학과 학사. 1997년 아주대학교 제어 공학과석사. 1997년~1999년 LG산전 플랜트 연구소 연구원. 2007년 아주대학교 전자공학과 공학박사. 2004년~2006년 KIST 지능 로봇 연구 센터 위촉 연구원. 2007년~현재

KIST 인지 로봇 연구단 Post-Doc 연구원. 관심분야는 최적 강인 제어이론, 비선형 제어, 자율주행로봇.



**강성철**

1989년 서울대학교 기계설계학과 학사. 1991년 서울대학교 석사. 1998년 서울대학교 기계설계학과 공학박사. 1991년~1999년 KIST 휴먼로봇연구센터 연구원. 1999년~2000년 일본 기계기술연구소 (MEL) 로봇연구부 박사 후 연구원.

1999년~2005년 KIST 지능로봇연구센터 선임연구원. 2005년~현재 KIST 인지로봇연구단 책임연구원. 관심분야는 지능형 dependable 매니플레이션.