

논문 2009-04-26

지능형 자동차의 적응형 제어를 위한 차선인식 (Lane Detection for Adaptive Control of Autonomous Vehicle)

김현구, 주영환, 이종훈, 박용완, 정호열*

(Hyun-Koo Kim, Yeonghwan Ju, Jonghun Lee, Yongwan Park, Ho-Youl Jung)

Abstract : Currently, most automobile companies are interested in research on intelligent autonomous vehicle. They are mainly focused on driver's intelligent assistant and driver replacement. In order to develop an autonomous vehicle, lateral and longitudinal control is necessary. This paper presents a lateral and longitudinal control system for autonomous vehicle that has only mono-vision camera. For lane detection, we present a new lane detection algorithm using clothoid parabolic road model. The proposed algorithm in compared with three other methods such as virtual line method, gradient method and hough transform method, in terms of lane detection ratio. For adaptive control, we apply a vanishing point estimation to fuzzy control. In order to improve handling and stability of the vehicle, the modeling errors between steering angle and predicted vanishing point are controlled to be minimized. So, we established a fuzzy rule of membership functions of inputs (vanishing point and differential vanishing point) and output (steering angle). For simulation, we developed 1/8 size robot (equipped with mono-vision system) of the actual vehicle and tested it in the athletics track of 400 meter. Through the test, we prove that our proposed method outperforms 98 % in terms of detection rate in normal condition. Compared with virtual line method, gradient method and hough transform method, our method also has good performance in the case of clear, fog and rain weather.

Keywords : Mono-vision, Lateral and longitudinal control, Fuzzy control, Lane detection, Gradient method, Hough transform, Clothoid simple parabolic road model

1. 서론

최근, 국내외 자동차 유명 자동차 업체들과 여러 연구 기관들은 차량 주행 시 운전자와 승객의 안전 및 편의를 증진시키기 위해 다양한 미래형 자동차(Intelligent Vehicle) 지능화 연구를 수행 하고 있다[1]. 특히 자동차 스스로 도로 주행 환경을 인식하여 운전자의 운전 능력을 돕거나, 대신하기 위한 연구가 ITS(Intelligent Transportation System)의

* 교신저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2009. 12. 18., 수정일 : 2009. 12. 22., 채택확정 : 2009. 12. 27.

김현구, 주영환 : 영남대학교 정보통신학과

이종훈 : 대구경북과학기술연구원(DGIST)

박용완, 정호열 : 영남대학교 전자정보공학부

※ 본 논문은 2009년도 대구경북과학기술원에서 부분적으로 지원하여 연구하였음.

한 연구 분야로 자리 잡게 되면서 연구의 활기를 띠기 시작 했다.

지능형 자동차의 응용 분야인 자율주행 자동차를 개발하기 위해서는 횡 방향 제어(Lateral Control)와 종 방향 제어(Longitudinal Control)가 필수적이다. 횡 방향 제어는 도로상에 있는 차선을 인식하여 차량이 차선에서 벗어남이 없이 자동 조향을 할 수 있도록 하는 차선 유지 제어와 주행 중인 차선에서 이웃 차선으로 차량을 이동시키기 위한 조향 제어 즉 차선 변경 제어를 포함한다[2]. 그리고 종 방향 제어는 차량 주변에 위치하는 다양한 장애물(자동차, 보행자 등)을 인식하여 차량의 주행 속도를 제어하는 것을 목표로 한다.

위 두 기능을 구현하기 위해서는 센서를 통한 주행환경 인식 기술이 필요하다. 주행환경 인식을 위한 방법은 크게 비전 센서를 이용하는 방법과 레이저 센서를 이용하는 방법으로 분류할 수 있다. 비전 센서는 레이저 센서 보다 속도 인식 및 차량과

지의 거리 측정 정확도 면에서 성능이 떨어지지만, 차량과 차선을 동시에 인식하여 차량이 어느 차선에 있는지 탐지 할 수 있고, 도로 환경 정보를 얻을 수 있으며, 가격 또한 레이저 센서에 비하여 훨씬 저렴하다.

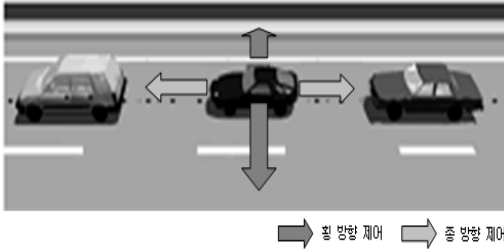


그림 1. 차량의 종, 횡 방향 제어

Fig. 1. Lateral and longitudinal control

비전 센서를 이용한 차선 인식 기술에는 모델 기반의 차선 인식 방법[8], 허프 변환(Hough Transform)을 이용한 직선 근사화 방법[7], 신경망(Neural Network)을 이용한 차선 인식 방법, 이미지의 특정 관심 영역을 분석하고 차량의 동역학 모델을 사용하여 차선을 인식하는 방법[8], 역투영법을 통한 Top-View 이미지를 이용하여 차선의 휨을 인식하는 방법[8] 등이 있다. 역투영법 및 변환식을 이용한 직선 근사화 방법과 영상 패턴을 이용하여 차선인식 방법은 그림자, 햇빛반사, 차선가림, 조명변화 등 영상의 외적 요인에 민감한 영향을 받으며 외관상 도로차선이나 경계처럼 보이는 유사물 등에 의한 내적요인에 의하여 신뢰성 확보에 많은 어려움이 있지만 모델기반 차선인식 방법은 영상의 내·외적 요인에 민감하지 않아 차선이 전방 차량이나 장애물에 의해 가려지거나 그림자나 조명변화 등에 강한 장점을 가지고 있다.

본 연구에서는 차선인식을 위해 실제 도로에서 사용하는 클로소이드 곡선을 도로 모델 기반으로 포물선으로 근사화하는 새로운 차선 인식 기법을 제안하고 차량을 제어하기 위해 차선 중심점(Vanishing Point) 추정을 이용한 퍼지 제어 기법을 제안한다. 사용된 알고리즘의 테스트를 위해 1대의 CCD 카메라를 설치한 실제 차량의 1/8 크기의 이동 로봇을 제작하고 클로소이드 곡선을 사용하는 400 m 육상 트랙에서 이동 로봇의 주행 테스트를 실시하였다. 그리고 주행 테스트 시 기존의 차선 인식 기법들과 비교를 통해 제안된 알고리즘의 성능을 고찰하였다.

II. 차선 인식 기법

횡 방향 제어 시스템은 자신의 차선을 인식하는 것이 기본적으로 선행 되어져야 한다. 이미지의 특정 관심 영역을 분석하고 차량의 동역학 모델을 사용하여 차선을 인식하는 방법은 차선의 위치를 계속적으로 추정 할 수 있는 장점을 지니고 있다. 그러나 전체 이미지 중에서 특정 관심 영역만을 취급하기 때문에 잡음이 차선 에지에 많이 있는 경우, 잡음을 차선으로 인식하는 오류를 범할 수 있다.

이를 극복하기 위해, 본 논문에서는 도로 영상의 차량의 위치를 실시간(Real Time)으로 추정하고 차선을 보다 정확하게 인식 하기 위해 실제도로 모델에 사용하는 클로소이드(Clothoid) 도로 곡선 모델을 포물선으로 근사화 하는 새로운 차선 인식 기법을 제안하고, Virtual Line Algorithm 과 Gradient Method, 허프 변환(Hough Transform)등과 같은 기존의 차선 인식 알고리즘과 제안된 알고리즘과의 성능을 비교, 분석 하였다.

1. Virtual Line Algorithm을 이용한 방법

카메라를 통한 차선 인식 기술에 사용되는 알고리즘은 여러 가지가 있다. 개발 과정에서 어떠한 하나의 알고리즘을 적용하여 보고 문제점을 찾아 보완하는 과정에서 새로운 알고리즘이 개발된다. 이러한 과정으로 개발된 많은 차선 인식 알고리즘 중에 가장 많이 사용되는 알고리즘 중의 하나가 Virtual Line Algorithm[5]이다.

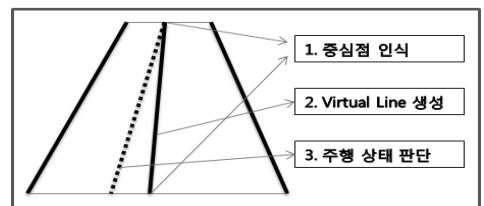


그림 2. Virtual line algorithm의 판단 과정

Fig. 2. Decision process of virtual line algorithm

이 기법은 이름 그대로 양쪽차선의 가운데 지점에 가상의 차선을 생성하여 이 차선을 기준으로 자동차의 주행 상태를 판단하는 알고리즘이다. 이는 먼저 영상 프레임에 나타나는 이진화 된 차선을 프레임의 위 화면과 맞닿는 두 라인의 좌표 값을 얻은 다음 그 좌표들의 중간 거리의 좌표를 구한다. 이러한 과정을 반복하여 영상 프레임의 화면 하단

과 맞닿아 있는 두 라인의 중간 거리 좌표를 구한다. 이를 통해 상하 두 좌표 점을 지나는 가상의 선을 생성한다. 이 선과 차량의 진행 방향의 선을 비교하여 차량의 주행 상태를 판단하게 된다.



그림 3. 직선 주로 주행 시 영상

Fig. 3. Detection image of straight lane



그림 4. 곡선 주로 주행 시 영상

Fig. 4. Detection image of curve lane

이 알고리즘의 경우 두 차선 모두를 인식하여 주행 상태를 판단하기 때문에 정교하고 안정된 판단을 한다는 장점이 있다. 그러나 두 차선 모두 인식이 가능해야 가상의 라인을 생성하여 주행 상태를 판단할 수 있기 때문에 야외의 주행 환경에서는 치명적인 단점으로 작용할 수도 있다.

2. Gradient Method을 이용한 방법

Gradient Method 알고리즘[6]은 그 특성 상 차선이 끊임없이 이어져있다는 가정 하에서만 적용시킬 수 있다. 위와 같은 조건을 충족시키기 위해 Circular queue라는 차선 영상 개선 기법을 사용하여 그 조건을 충족시켰다. Circular queue란 원 형태로 이루어진 queue를 의미한다. queue의 시작 부분과 끝 부분을 맞닿게 한 구조로 끝부분의 queue를 채운 다음, 시작부분의 queue를 채워 넣기 때문에 메모리를 연속해서 사용해야 할 경우 끊임 없이 사용할 수 있다. 이러한 이유로 동영상 처리에 나타나는 시간적 오차 문제를 해결할 수가 있다. 실제 테스트에서는 640X480 크기의 영상을 10개까지 저장 가능하도록 Circular queue를 구성하여 구현하였다.

Circular queue를 이용하여 영상을 개선하기 위해서는 먼저, 영상 정보를 획득하여 메모리 버퍼로 들어온 영상을 차례대로 queue에 넣는다. Queue가

10개로 채워지면 11번째 입력 영상부터는 바로 이전 queue에 입력된 영상의 intensity 값과 비교한다. 11번째 영상을 담은 queue는 첫 번째 영상이 담긴 queue의 픽셀 값과 비교하게 된다. 이런 방법으로 두 영상의 픽셀들의 intensity 값이 큰 쪽의 픽셀 정보를 실제 화면에 보여주는 영상을 담은 메모리 버퍼에 저장한다. 이러한 과정을 반복하며 실제 도로의 점선과 같은 차선형태를 직선으로 그려준다. 그러나 실제 테스트를 진행한 400m 육상 트랙의 경우에는 실제 도로 차선과 다른 끊어지지 않은 직선의 라인 형태이므로 이러한 Circular queue 기법을 직접 사용하지 않고 Gradient Method 기법을 바로 적용하여 구현을 하였다.

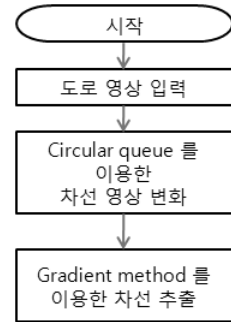
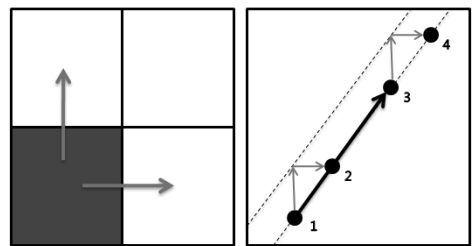


그림 5. 차선인식 알고리즘 흐름도

Fig. 5. Flow chart of lane detection algorithm

Gradient Method란 현재 위치에서 가장 경사도가 높은 방향을 따라 올라가다 경사도가 0이 되는 순간, 그 지점에서 다시 경사도를 판단하고 방향을 결정하는 과정을 반복하다 경사가 모든 방향으로 0인 곳에서 중단하는 방법이다.



Current Pixel (I > T)

그림 6. Gradient Method를 이용한 차선 추출

Fig. 6. Lane detection using gradient method

이 알고리즘을 적용한 테스트에서는 차선 탐색 도중 현재 픽셀의 빛의 강도 I가 임계 값 T 이상이

되는 순간, 인접하는 위쪽과 오른쪽 픽셀을 탐색하고, 두 픽셀 중 I값이 더욱 큰 방향으로 탐색을 진행시켰다. 탐색 도중에 픽셀의 I값이 임계값 T이하가 되는 순간 다시 인접 픽셀의 I값을 판단, 그 값이 큰 쪽으로 방향을 결정하여 다시 진행시키는 일을 반복하였다. 그림 6은 Gradient Method 알고리즘을 적용한 차선 추출 방법을 나타낸다. 출발점 점 1에서부터 위와 같은 방법으로 픽셀을 탐색한 후 점 2를 얻어낸다. 두 점이 생성되면 탐색은 중단되고 생성된 두 점을 연결하는 직선을 구하여 주행 방향 정보를 습득하고 이를 통과하는 점 3을 구하는 방식을 차선의 소실점까지 반복적으로 실행한다.

3. Hough Transform을 이용한 방법

Hough Transform[7] 은 물체의 위치에 관한 사진 지식이 없어도 물체의 경계선을 찾을 수 있다는 특징을 가지고 있으며, 가장 큰 장점은 분할(segmentation)의 강인성이다.

$$\{p, \theta | \rho = x \cos \theta + y \sin \theta, \theta \in [0, \pi]\} \quad (1)$$

식(1) 과 그림 7과 그림 8은 Hough Transform 알고리즘에서 직선은 같은 선상 위에 있는 픽셀의 집합이라고 표현 할 수 있다는 것을 보여준다.

이와 같은 알고리즘에 의해 영상의 각 픽셀에서 검출된 (ρ, θ) 값은 누적 테이블에 더해지게 되는데 이렇게 누적된 값들 중 최대값을 갖는 $(\rho_{max}, \theta_{max})$ 을 역변환 하여 직선을 추출 할 수 있게 된다.

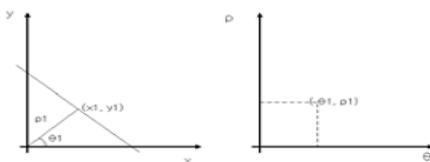


그림 7. 허프 변환 알고리즘
Fig. 7. Hough transform algorithm

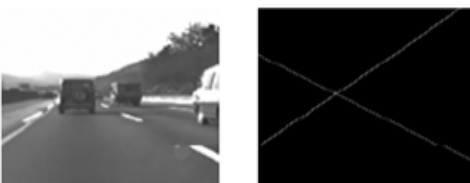


그림 8. 허프 변환 이미지
Fig. 8. Hough transform image

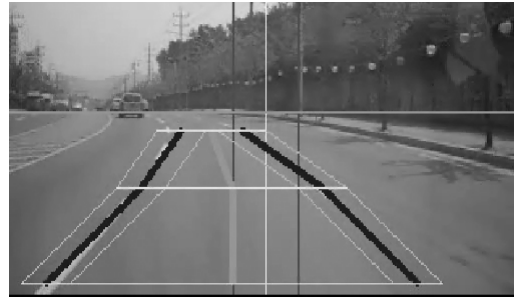


그림 9. 곡선도로 인식
Fig. 9. Detect curve lane using hough

본 논문에서는 그림 9와 같이 직선과 곡선도로를 인식하기 위해서 지평선 아래의 영역을 2개의 구간으로 나눠 ROI로 선정한 후 이 두 구간에서 허프 변환을 각각 하여 차선을 검출 한다.

III. Clothoid Road Model 기반 차선인식

완화곡선(transition curve)이란 직선부와 평면 곡선 사이 또는 평면곡선과 평면곡선 사이에서 자동차의 원활한 주행을 위하여 설치하는 곡선으로 곡선상의 위치에 따라 곡선반경이 변화는 곡선을 말한다. 곡선구간을 주행하는 자동차에 대한 원심력을 변화시켜 일정한 주행속도 및 주행궤적을 유지 하기위해서 완화곡선을 설치하는데 실제로 설계속도 60 km/h 이상인 도로에서는 완화곡선을 설치하고 60 km/h 이하인 도로에서는 완화구간을 설치한다. 완화곡선으로는 철도에 많이 쓰이는 3차 포물선 곡선(cubic parabola curve), sin 체감 곡선, 램니스케이트 곡선(lemniscate curve), 클로소이드 곡선(clothoid curve) 등이 있으며 도로에서는 클로소이드 곡선이 많이 사용된다. 이에, 본 논문에서는 차량의 위치를 추정하고 차선을 보다 정확하게 인식하기 위해 실제 도로 모델에 사용하는 클로소이드(clothoid) 도로 곡선 모델을 포물선으로 근사화하는 새로운 차선 인식 기법을 제안한다.

클로소이드 포물선 도로 모델(그림 10)을 사용하면 로봇의 전방 각도, 도로의 곡률, 로봇이 차선과 떨어진 위치 정도를 알 수 있고 이를 이용하여 차선을 추정할 수 있다[3].

로봇의 중심축이 (Zs, Xs) 이고 수식(2)가 차선의 방정식 일 때 로봇이 차선을 바라본 차선의 방정식은 수식(3)과 같다.

$$X = \alpha Z^2 + \Phi \tag{2}$$

$$X_s = \alpha Z_s^2 - \theta Z_s + \Phi \tag{3}$$

이때 곡선 모델(수식 4)에 의해서 도로의 곡률(C)는 다음과 같이 유도된다.

$$C = \frac{|X''|}{(1+X')^{\frac{3}{2}}} \tag{4}$$

로봇이 차선을 바라본 차선의 방정식은 $\theta \ll 1$ 일 때 수식(5)가 된다.

$$X_s = \frac{C}{2} Z_s^2 - \theta Z_s + \Phi \tag{5}$$

로봇이 차선을 바라본 차선의 방정식은 $\theta \ll 1$ 일 때 수식(5)가 된다.

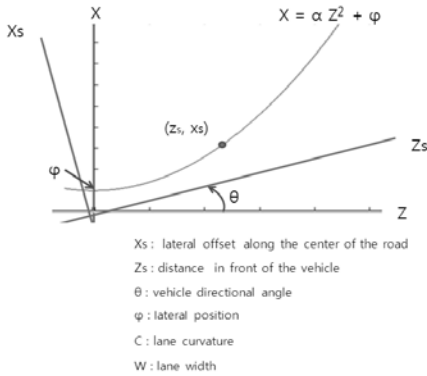


그림 10. 클로소이드 포물선 도로 모델
 Fig. 10. Clothoid parabolic road model

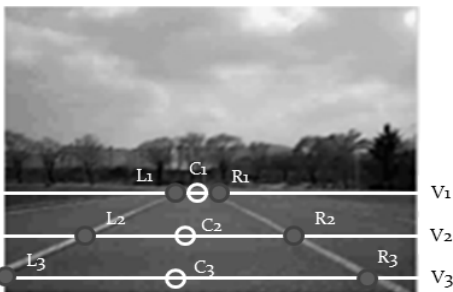


그림 11. 도로의 관심구역에 따른 차선중심
 Fig. 11. Center lane point of ROI(region of interest) in a road

$$C = \frac{2y_1(x_2 - x_3) + y_2(x_3 - x_1) + y_3(x_1 - x_2)}{(x_1 - x_2)(x_2 - x_3)(x_1 - x_2)} \tag{6}$$

$$\theta = \frac{y_1(x_2^2 - x_3^2) + y_2(x_3^2 - x_1^2) + y_3(x_1^2 - x_2^2)}{(x_1 - x_2)(x_2 - x_3)(x_1 - x_2)} \tag{7}$$

$$\Phi = \frac{y_1 x_2 x_3 (x_2 - x_3)}{(x_1 - x_2)(x_2 - x_3)(x_1 - x_2)} + \frac{y_2 x_3 x_1 (x_3 - x_1)}{(x_1 - x_2)(x_2 - x_3)(x_1 - x_2)} + \frac{y_3 x_1 x_2 (x_1 - x_2)}{(x_1 - x_2)(x_2 - x_3)(x_1 - x_2)} \tag{8}$$

수평선(V1)을 기준으로 영상을 두 구간($\overline{V_1 V_2}$, $\overline{V_2 V_3}$)으로 나누고 좌, 우측 차선의 중심점인 C_1 , C_2 , C_3 의 좌표를 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , (x_3, y_3) 라 할 때 라그랑제 방정식(을 이용하면 수식(6, 7, 8)과 같이 로봇의 전방 각도(θ), 도로의 곡률(C), 로봇이 차선과 떨어진 위치 정도(ϕ)을 구할 수 있다.

W: 차선의폭, L: { 왼쪽차선: -1 }
 { 오른쪽차선: +1 }라 할때

$$L_x(Z_s) = X_s + \frac{WL}{2\sqrt{(CZ_s - \theta)^2 + 1}} \tag{9}$$

$$L_z(Z_s) = X_s + \frac{WL(CZ_s - \theta)}{2\sqrt{(CZ_s - \theta)^2 + 1}} \tag{10}$$

그리고 수식(5)가 차선의 중심일 때 양쪽 차선의 방정식은 수식(9, 10)으로 계산할 수 있다.



그림 12. 도로 모델 기반 차선인식
 Fig. 12. Lane detection based on road model



그림 13. 클로소이드 모델 기반 차선추정

Fig. 13. Lane estimation of clothoid road model

차선의 실제 폭을 안다고 가정했을 때, 본 논문에서 제안한 포물선 도로 모델을 이용하면 그림 13과 같이 주행 차선 이외의 다른 차선의 추정도 가능하다.

IV. 로봇(모형 차량) 제어

1. Vanishing Point 추정

비전 센서를 통해 얻는 영상에서 로봇(모형 차량)의 중심은 쉽게 구할 수 있다. 본 논문에서는 비전 센서를 로봇의 중심에 장착하였기 때문에 영상의 중심이 로봇의 중심이다. 그러나 차선의 중심(Vanishing Point)을 찾기 위해서는 좌, 우측 차선을 구분, 인식하여 두 선의 가상의 연장선이 교차하는 지점인 차선의 중심을 찾아야 한다.

그림 14에서는 차선의 교차점과 차량의 상관관계를 보여주는데, C1에서 보듯이 로봇이 차선의 중심보다 오른쪽에 위치하거나 차선이 왼쪽으로 기울어져 있을 때는 차선의 중심이 로봇 중심선보다 왼쪽에 위치하고, C2에서 보듯이 로봇이 차선의 중심보다 왼쪽에 위치하거나 차선이 오른쪽으로 기울어져 있을 때는 차선의 중심이 차량 중심선보다 오른쪽에 위치한다.

비전 센서를 통해서 들어오는 영상은 실제 영상과는 달리 카메라 렌즈의 시야각에 따른 투영에 의해서 변형되어 있다. 따라서 카메라 렌즈의 시야각이 충분히 크지 않거나, 도로의 폭이 클 경우, 차선이 휘어져 있는 경우에 비전 센서를 통해 들어오는 영상으로 차선의 중심을 찾아내기 힘들다. CCD 카메라는 시야각이 40도로, 실험 시 사용한 도로와 로봇에 비해 시야각이 좁기 때문에, 로봇이 차선의 중심에 위치하지 않거나, 곡선 도로 주행 시 기존의

Hough Transform 만으로는 Vanishing Point 를 구할 수 없다.

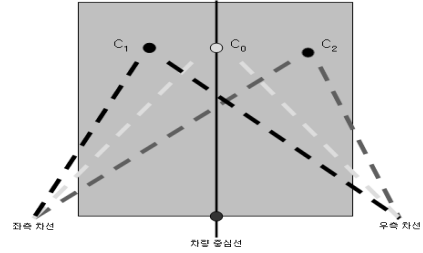


그림 14. 차선 교차점에 따른 차량 위치

Fig. 14. Vehicle position as vanishing point

이에 본 논문에서는 퍼지 제어를 이용하여 [10, 11] 차선의 Vanishing Point와 현재의 Vanishing Angle와 이전 단계의 Vanishing Angle의 차이인 Differential Vanishing Angle을 사용하여 로봇의 제어에 이용한다.

2. 퍼지 제어

자율 주행 이동 로봇의 횡 방향 제어를 위해 사용된 제어기의 입력으로는 그림 15, 16, 표 1에서 알 수 있듯이 Vanishing Point Angle 과 Differential Vanishing Angle 을 사용하였고, 출력은 자동차의 핸들 조향 각(Steering Angle)으로 설정 하였다.

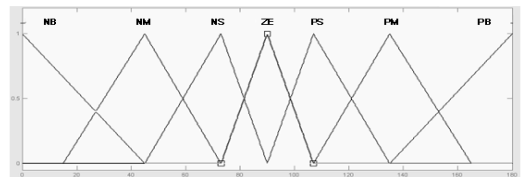


그림 15. Vanishing Point Angle 소속 함수

Fig. 15. Membership function of vanishing point angle set

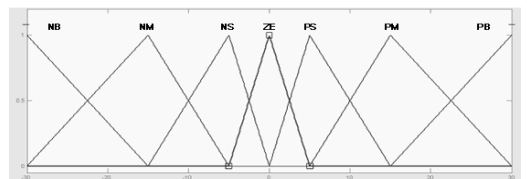


그림 16. Differential Vanishing Angle 소속 함수

Fig. 16. Membership function of differential vanishing angle set

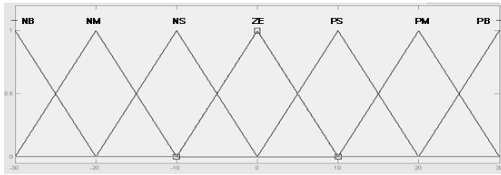


그림 17. Steering Angle 소속 함수
Fig. 17. Membership function of steering angle set

표 1. 경로 계획 제어 규칙(Steering Angle)
Table 1. Path planning rule

		Differential Vanishing Angle						
		NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
Vanishing Point Angle	NB	ZE	ZE	ZE	ZE	PS	PM	PB
	NM	NS	NS	NS	ZE	ZE	PM	PB
	NS	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
	ZE	NM	NS	ZE	ZE	ZE	PS	PM
	PS	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
	PM	NB	NM	ZE	ZE	PS	PS	PS
	PB	NB	NM	NS	ZE	ZE	ZE	ZE

사용된 제어기의 퍼지화기에 사용된 입력 소속 함수로는 계산이 간단한 삼각과 형태를 사용하였으며, 출력 소속 함수는 Singleton 을 사용하여 연산량을 최소화 하였다.

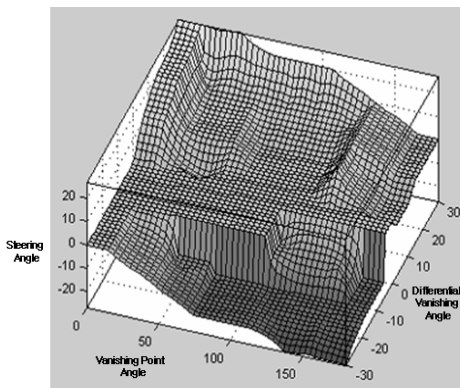


그림 18. Steering Angle 시뮬레이션 결과
Fig. 18. Simulation result

퍼지 추론부에는 Mamdani의 min-max 연산을 사용하였고, 비 퍼지화기에는 무게 중심 법을 사용하였다.

V. 시스템 구성

본 논문에서는 실제차량의 1/8 크기의 로봇을 제작하고 이에 1대의 CCD 카메라를 설치하여 지능형 자동차의 중, 횡 방향 제어를 위한 방법을 제안하고, 이를 구현하여 사용된 알고리즘의 성능을 고찰하였다.

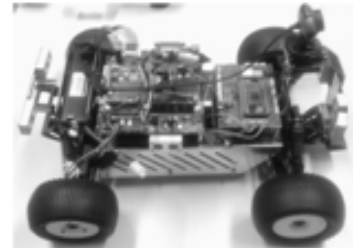


그림 19. 테스트 개발 차량
Fig. 19. Test vehicle



그림 20. 테스트 도로
Fig. 20. Test road

카메라로 부터 영상을 얻어 이미지에서 정보를 추출하는 image processing 종합된 정보를 이용하여 차선을 인식하여 상황을 판단하고 의사를 결정하는 행동결정이 선택되면 그에 맞는 퍼지 컨트롤을 적용하여 Actuator에 제어신호를 전송한다.

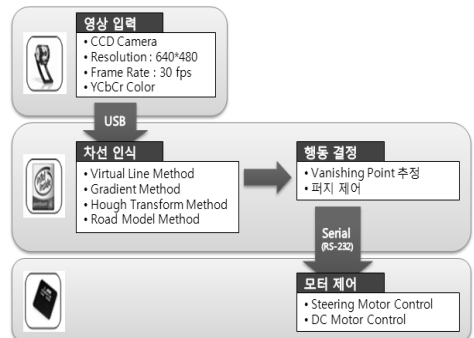


그림 21. 시스템 구성
Fig. 21. System composition

알고리즘 테스트는 Virtual Line Algorithm, Gradient Method, Hough Transform, 그리고 제안된 Clothoid parabola road model을 이용하여 차선을 인식하고 퍼지 컨트롤을 이용하여 차량을 제어하였다.

VI. 실험 결과

그림 20과 같이 붉은 우레탄 바닥의 400 m 육상 트랙에서 네 가지 알고리즘들의 성능 비교를 위해 각 알고리즘 당 500회 이상 주행 테스트를 시행하였다. 여러 변수를 고려한 테스트 결과 제안하는 포물선 도로 모델 알고리즘이 평균 주행 거리에서 기존의 알고리즘 보다 우수한 성능을 보였다. 또한 속도를 높여 주행한 결과도 다른 알고리즘에 비해 우수한 주행 성능을 보였다.

Gradient Method 기법의 경우 비교적 양호한 라인 이탈율과 주행거리를 나타냈다. 이는 이 기법의 특성상 점선이 직선 차선에 우수한 성능을 나타내기 때문에 직선의 도로 형태인 400m 트랙에서 Virtual Line Algorithm 보다 우수한 주행 성능을 보였다. 그러나 이 기법 역시 두 차선 모두 인식해야 주행 상태 판단이 가능하기 때문에 햇빛의 영향이 큰 야외 주행환경에선 완전한 주행 성능을 발휘하지 못했다.

Virtual Line Algorithm의 경우 역시 주행 환경에 따라 두 차선 모두를 인식하지 못하는 경우가 많이 발생하여 이러한 경우 차선의 이탈이 발생하였다.

표 2. 주행 속도에 따른 이탈 없이 한 번에 주행한 평균 주행 거리

Table 2. Mean distance covered for different speed without deviation

	평균 주행 거리	로봇 속도
Virtual Line Algorithm	49 m	5 m/s
	30 m	10 m/s
Gradient Method	150 m	5 m/s
	120 m	10 m/s
Hough Transform	390 m	5 m/s
	240 m	10 m/s
제안한 방법	450 m	5 m/s
	350 m	10 m/s

날씨에 따른 주행 테스트 결과에서도 제안하는 알고리즘이 평균 주행 거리와 이탈 횟수에서 기존의 알고리즘 보다 우수한 성능을 보였다.

표 3. 날씨에 따른 이탈 없이 한 번에 주행한 평균 주행거리

Table 3. Mean distance covered for different weather conditions without deviation

	맑음	흐림	비
Virtual Line Algorithm	40 m	50 m	45 m
Gradient Method	153 m	183 m	122 m
Hough Transform	390 m	405 m	366 m
제안한 방법	420 m	480 m	400 m

표 4. 날씨에 따른 평균 차선 이탈율
Table 4. Mean lane desertion rate as weather conditions

	맑음	흐림	비
Virtual Line Algorithm	3.57	2.77	5.55
Gradient Method	1.6	0.9	0.86
Hough Transform	0.57	0.23	0.3
제안한 방법	0.23	0.11	0.25

본 논문에서 분석한 알고리즘 모두, 날씨가 맑을 때 보다 흐릴 때 더 좋은 주행 성능을 보이지만 Virtual Line Algorithm의 경우 날씨가 맑을 때와 흐릴 때의 주행 성능의 편차가 심하고, 다른 세 기법에 비해 전체적인 주행 성능이 떨어지고, Hough Transform 기법의 경우 날씨에 따른 주행 성능의 편차는 제안하는 알고리즘과 비슷하지만 제안하는 알고리즘 보다 전체적인 주행 성능이 떨어지는 것을 확인할 수가 있었다. 본 논문에서 제안한 클로사이드 포물선 도로 모델 알고리즘은 날씨에 영향을 거의 받지 않으며, 98%의 확률로 차선을 인식할 수 있었다.

VII. 결 론

본 논문에서는 mono-vision 시스템을 이용하여 지능형 자동차의 자율주행을 위한 차선인식 방법으로 클로소이드 포물선 도로 모델을 제안하였으며 자율 주행을 위한 적응형 제어를 위해 Vanishing Point 추정을 통한 퍼지 컨트롤을 사용하였다. 제안한 차선인식 기법을 virtual line algorithm, gradient method 와 허프 변환(Hough Transform)을 사용한 기존의 차선인식 알고리즘과의 성능을 비교, 분석 하였다. 이를 위해 1대의 CCD 카메라를 설치한 실제차량의 1/8 크기의 로봇을 제작하여 테스트에 사용하였다. 이동 로봇의 주행 속도뿐 아니라 날씨 환경에 따른 주행 테스트 결과에도 평균 주행 거리와 이탈 횟수에서 기존의 알고리즘 보다 우수한 성능을 보였고 640X480 화소의 30 frame/sec 의 영상 데이터를 98%의 확률로 차선을 인식할 수 있었다. 향후, 비전처리 시간을 줄일 수 있는 새로운 이미지 처리 알고리즘, 그리고 현재 고려하고 있지 않는 로봇의 현재 위치 인식 문제도 얻을 수 있도록 해야 하겠다.

참고문헌

- [1] Z. Sun, "On-road vehicle detection: a review", *IEEE Transation on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, No.5, pp. 694-711, 2006.
- [2] Y.U. Ali, P. Huei, "A study on lateral speed estimation methods", *Int. J. Vehicle Autonomous System*, 2, 1/2, 2004.
- [3] C. Wang, Z. Hu, K. Uchimura, "Precise curvature estimation by cooperating with digital road map", *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 859-864, 2008.
- [4] J. Goldbeck, B. Huertgen, "Lane detection and tracking by video sensors", *Intelligent Transportation Systems*, pp. 74-79, 1999.
- [5] 안수진, 한민홍, "자율주행차량을 위한 차선인식에 관한 연구", *한국정보기술학회논문지*, pp. 136-142, 2007.
- [6] 지의경, 한민홍, "영상 증첩을 통한 차선 영상 개선과 인식 알고리즘", *한국자동차공학회 춘 추계 학술대회 논문집*, pp. 1659-1662, 2006.
- [7] E. Lutton, H. Maitre, J. Lopez-Krahe, "Contribution to the determination of vanishing points using hough transform", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, No.4, pp. 430-438, Apr. 1994.
- [8] M. Bertozzi, A. Broggi, A. Fascioli, "Stereo inverse perspective mapping: theory and application", *Image and Vision Computing*, Vol. 16, pp. 585-590, 1998.
- [9] C. Taylor, "A Comparative study of vision-based lateral control strategies for autonomous highway driving", *International Journal of Robotics Research*, Vol.18, No.5, pp. 442-453, 1999.
- [10] M. Chadli, "Robust output fuzzy control for vehicle lateral dynamic stability improvement", *International Journal of Modelling, Identification and Control* 2008, Vol.3, No.3, pp. 247-257, 2008.
- [11] J. Ackermann, D. Odenthal, "Robust steering control for active rollover avoidance of vehicles with elevated center of gravity", *International Conference on Advances in Vehicle Control and Safety*, Amiens, France, pp. 118-123, 1998.

저 자 소 개

김현구



2009년 영남대학교
정보통신공학과 학사.
현재, 영남대학교
정보통신공학과 석사과정.

관심분야: 지능형자동차, 레이저/영상 융합신호
처리, 패턴인식, 3D 재구성.

Email: kim-hk@ynu.ac.kr

주영환



2007년 영남대학교
정보통신공학과 학사.
현재, 영남대학교
정보통신공학과 석사과정.

관심분야: 위치추위기술, UWB, 지능형자동차.

Email: kaiser0130@ynu.ac.kr

이종춘



1996년 성균관대
전자공학과 학사.
1998년 성균관대
전기전자및컴퓨터공학과 석사.
2002년 성균관대
전기전자및컴퓨터공학과 박사.

2002~2005 삼성전자 통신연구소 책임연구원.
2005~현재, 대구경북과학기술연구원(DGIST)
과제책임자/선임.

2007~현재, 영남대 정보전자공학부 겸임교수.
관심분야: 레이더/비전 융합신호처리, 차량용
레이더, lidar, V2V, V2I통신.

Email: jhlee@dgist.ac.kr

박용완



1982년 경북대학교
전자공학과 학사.
1984년 경북대학교
전자공학과 석사.
1989년 뉴욕주립대
전자공학과 석사.
1992년 뉴욕주립대
전자공학과 박사.

1992~1993 캘리포니아 공과대학 Research
Fellow.

1994~1996 SK Telecom 기술연구부장.

1996~현재, 영남대 전자정보공학부 교수.

2008~현재, IEEE VTS 한국위원장.

관심분야: 이동통신, 차세대통신시스템, 위치
추위기술, 지능형자동차.

Email: ywpark@yu.ac.kr

정호열



1988년 아주대학교
전자공학 학사.

1990년 아주대학교
전자공학 석사.

1998년 프랑스 INSA de
Lyon 전자공학 박사.

1998년 프랑스 CREATIS연구소 Post Doc.

1999년~현재, 영남대 전자정보공학부 교수.

2003~2005 정통부지원 영남대 정보통신
창업지원센터 소장.

관심분야: 신호처리, 디지털위터마킹, 지능형
자동차.

Email: hoyoul@yumail.ac.kr