

자율주행차량의 실시간 강건한 주행을 위한 연구

이대은*, 김정훈(전남대 대학원 기계공학과), 김영배(전남대 기계공학과)

Study on Robust Driving for Autonomous Vehicle in Real-Time

D. E. Yi, J. H. Kim(Mech. Eng. Dept., CNU), Y. B. Kim(Mech. Eng. Dept., CNU)

ABSTRACT

In this paper, we describe a robust image processing algorithm to recognize the road lane in real-time. For the real-time processing, a detection area is decided by a lane segment of a previous frame and edges are detected on the basis of the lane width. For the robust driving, the global threshold with the Otsu algorithm is used to get a binary image in a frame. Therefore, reliable edges are obtained from the algorithms suggested in this paper in a short time. Lastly, the lane segment is found by hough transform. We made a RC(Radio Control) car equipped with a vision system and verified these algorithms using the RC Car.

Key Words : Detection Area(탐색 영역), Frame(주사선의 연속으로 보내어지는 하나의 완성된 영상), Global Threshold(전역적 임계값), Hough Transform(허프 변환), Lane Detection(차선 인식)

1. 서 론

선진 각국에서는 국민 복지 향상을 위한 교통 서비스 제공이란 목표로 지능형 교통 시스템을 구축하고 있다. 미국, 유럽, 일본은 각각 AVCS(Advanced Vehicle Control System), PROMETHEUS, ASV(Autonomous Safety Vehicle)란 지능형 교통 시스템(ITS: Intelligent Transportation System) 프로젝트를 진행 중이며 우리나라도 ITS 코리아를 두어 지능형 교통 시스템 구축에 박차를 가하고 있다[1-3].

ITS에는 지능형 도로 시스템(AHS: Advanced Highway System), 자동차 항법 장치(CNS: Car Navigation System), 첨단 차량 제어 시스템(AVCS: Advanced Vehicle Control System) 등 여러 분야가 있다.

이 중 첨단 차량 제어 시스템은 차량을 지능화하여 운전자에게 여러 정보를 제공함으로써 예기치 못한 위험이나 사고를 방지하는 역할을 한다. 이러한 시스템의 주행 환경 인식을 위해서는 여러 종류의 센서가 필요한데 현재 도로 상황에서 추가적인 설치가 필요 없고 근거리에서 측정 정도가 뛰어나며 비교적 측정 범위가 넓은 장점을 가진 비전 센서가 많은 주목을 받고 있다.

이러한 비전 센서를 통해 획득되어지는 영상 정보를 이용하여 자율 주행을 하기 위해 예지의 퍼지 추론[4], 스테레오 비전의 이용[5], ALVINN(Autonomous Land Vehicle in a Neural Network)[6], 컬러 CCD 카메라 이용[2], 칼만 필터를 이용한 차선 추적[7] 등 다양한 방법들이 제안되어지고 있으며 그 중 예지 연산자를 통해 예지를 추출하고 Hough 변환이나 곡선 근사를 이용하여 차선의 직선식을 구하는 방법이 쉽게 이용되어지고 있다.

하지만 기본적으로 비전 센서는 측정 정보가 많은 만큼 연산량 또한 많기에 실시간 처리가 어렵고 잡음에 매우 민감하다는 단점을 가지고 있다.

따라서 본 연구에서는 첨단 차량 제어 시스템의 일부인 비전 시스템을 이용하여 차선을 인식하는데 있어 실시간으로 보다 정확하고 강건한 주행이 가능하도록 개선된 차선 인식 알고리즘을 제안하였다. 그리고 이러한 방법은 실험용 차량을 통해 실제 차량에의 적용 가능성을 확인하였다.

2. 차선 인식 알고리즘

본 연구에서 제안하는 차선 인식 알고리즘은 전체적으로 Fig. 1의 순서도로 나타낼 수 있다.

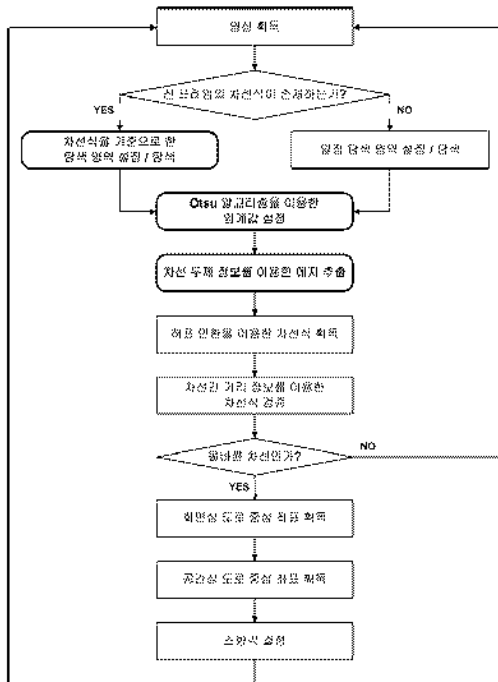


Fig. 1 Lane detection algorithm

Hough 변환 시 처리 시간 단축을 위해 좌우 차선의 위치를 고려하여 탐색 각도를 제한하였다. 또한 이는 차선의 검증 조건을 포함하고 있기 때문에 차선식의 신뢰성을 향상시킨다.

3. 실시간 처리 알고리즘

3.1 탐색 영역 설정

고속도로 주행하는 차량에서 사고 없이 차선을 인식하며 자율주행을 하기 위해서는 카메라에서 얻어지는 초당 30프레임의 영상을 실시간 처리할 수 있어야 한다. 그러기 위해선 영상을 모두 탐색하기 보다는 차선이 위치할 영역만을 탐색함으로써 연산 시간을 최대한 줄일 수 있다.

그러기 위해 도로의 조건을 고속도로라 제한한다면 간단한 방법으로 탐색 영역을 선택할 수 있다. 고속도로의 차선 곡률은 그다지 심하지 않고 차량 또한 그 곡률을 따라가고 있기 때문에 이전 프레임에서 얻어진 차선의 직선식을 바탕으로 충분히 현재 프레임에서 차선이 위치할 영역을 알 수 있다.

각 에지들의 직선 패턴에 대한 Hough 변환의 결과는 식(1)의 형태로 나타난다.

$$x \sin \theta + y \cos \theta = \rho \quad (1)$$

여기서 ρ 값을 일정 거리(*width*)만큼 이동시키면 차선의 직선식과 평행한 직선식을 구할 수 있고 식(2)로 표현된다.

$$x \sin \theta + y \cos \theta = \rho \pm width \quad (2)$$

위 식 사이의 범위는 차선이 급격히 변하지 않는다는 가정 하에 탐색 영역으로 설정이 가능하다.

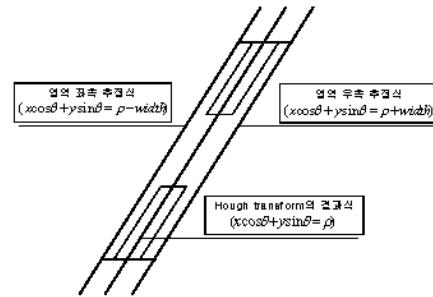


Fig. 2 Detection area

3.2 에지 추출

Hough 변환은 에지의 수가 많을수록 그 연산 시간은 크게 증가한다. 때문에 처음 에지 추출부터 차선 두께 정보와 유사한 에지만을 추출함으로써 단순 명도값의 변화를 통해 얻어진 에지보다 그 수를 줄일 수 있다.

일반적으로 에지를 추출하기 위해 에지 연산자나 라플라시안 연산자를 이용하여 명도값이 급변하는 점을 구한다. 하지만 이러한 과정은 모든 명도값의 급변점들을 에지로 인식하고 그 모든 에지점에 대해 Hough 변환을 실행하므로 그만큼 연산 시간이 증가한다.

그러므로 본 연구에서는 차선의 두께는 일정하다는 가정 하에 이 정보를 바탕으로 이미 이진화 된 영상의 명도값이 0에서 255로 변하는 점과 255에서 0으로 변하는 사이의 거리를 차선 두께와 비교하여 그 중심값을 에지로 추출하였다. 이는 식(3)와 같이 간단하게 표현되어진다.

$$edge(x, y) = \frac{point(x, y)_{0 \rightarrow 255} + point(x, y)_{255 \rightarrow 0}}{2} \quad (3)$$

(단, lane counter \approx lane width)

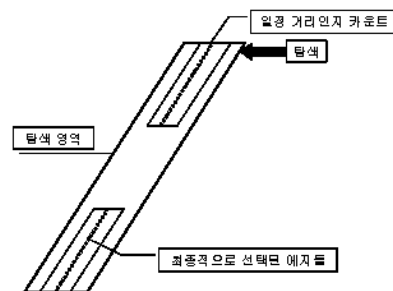


Fig. 3 Method of edge detection

위의 방법은 한 차선 당 하나의 직선만이 추출되고 최초 추출된 에지 또한 차선 형태와 근접한 모양에서만 찾아짐으로서 에지 수에 따른 연산 시간을 줄일 수 있고 차선 형태가 아닌 에지들을 미리 제거함으로 보다 신뢰성 높은 차선을 구할 수 있다.

4. 강건한 주행 알고리즘

4.1 임계값 설정

일반적으로 이진화를 위하여 임계값을 설정하고 이에 따라 0과 255로 영역을 분할한다. 하지만 초기에 사용자에 의해 정의된 임계값을 이용하는 경우, 영상의 명도값이 전체적으로 급변하는 경우에는 원하는 영역 분할을 할 수 없다. 그러기에 본 연구에서는 좌구 구분된 탐색 영역 내의 명도값에 대해 매 프레임마다 임계값을 설정하는 방법을 사용함으로써 보다 신뢰성 높은 영역 분할이 가능하도록 하였다.

일반적으로 가장 경계가 확실히 분할될 수 있는 임계값은 쌍곡선을 갖는 히스토그램에서의 변곡점이다. 일반적인 도로의 히스토그램을 보면 검은 도로와 흰 차선의 명도 분포가 쌍곡선 형태를 나타낸다. 따라서 클래스 간 분산을 이용한 Otsu 알고리즘[8,9]을 사용하면 변곡점을 정확히 알 수 있다.

Otsu 알고리즘은 명도 영상으로부터 명도 레벨 히스토그램을 얻어서 전경 클래스와 배경 클래스 간의 분산이 가장 큰 레벨을 임계치로 설정하는 방법이다. 명도 레벨(1, 2, ..., k, L)에 대해 ω_0, ω_1 을 각 클래스의 발생 확률이라고 하고, μ_0, μ_1 을 각 클래스의 평균 레벨이라고 할 때, 레벨 k에 대한 클래스 간 분산 $\delta_B^2(k)$ 는 식(4)와 같이 정의된다.

$$\delta_B^2(k) = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (4)$$

따라서 이 값을 L개의 모든 레벨에 대해 구하여 그 중 최대값이 되는 k^* 를 식(5)와 같이 구하여 임계값으로 사용한다.

$$\delta_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k \leq L} (\delta_B^2(k)) \quad (5)$$

이는 모든 명도 영상을 2개로 분할하기 때문에 전경과 배경이 확실히 구분되는 영상에서는 매우 정확하고 빠르다. 도로 영상은 이러한 조건을 가장 잘 만족시키지만 넓은 범위를 탐색하는 경우 불필요한 배경이 유입되어 이를 적용하기엔 무리가 있기 때문에 영역 설정이 함께 사용되어야 한다.

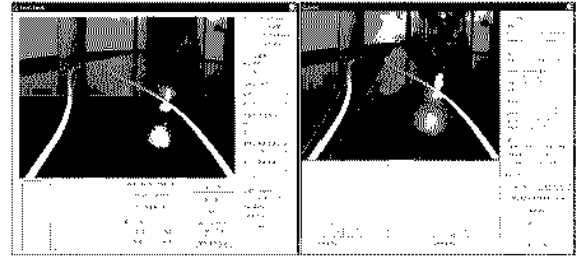


Fig. 4 Histogram about general field detection and section field detection

5. 실험

본 연구의 실험은 안전상의 문제점으로 인해 PC에 의해 횡방향 제어가 가능한 RC 차량을 제작하여 실험하였다.

본 실험에 사용된 컴퓨터의 사양은 CPU 2.4GHz, RAM 768MB이다. 그리고 사용된 영상 정보의 크기는 640*480이다. 차량에 있어 조향각 결정은 2륜차 모델을 사용하였고 종방향 주행을 위한 DC 모터 회전수는 1500rpm으로 하여 등속 주행시켰다.

차선 두께와 차선간 거리는 실제 고속도로 상 그 크기에 대해 RC 차량과 실제 차량의 비로 설정하였다. 실제 차량일 시 예상되는 속도 또한 이 비를 이용하였다.

(단위 : mm, km/h)

	윤거	축거	평균비	차선 두께	차선간 거리	차량 속도
실제 차량	1,485	2,600	9.5	150	3,600	76.308
RC 차량	160	270	1	15.8	379	8.032

Table. 1 Comparison between a real and a RC car

실험용 주행로의 시작과 끝은 직선 길이로 약 10.6m이며 그 형태는 다음과 같다.

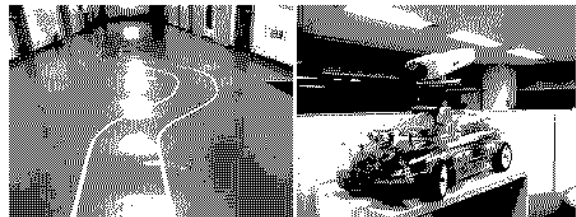


Fig. 5 The road and RC car for testing

6. 결과 및 고찰

y축으로 영상의 중앙 아래 부분을 모두 탐색하는 기존 방법에 비해 본 논문에서 말한 알고리즘은 y축을 모두 탐색하면서도 30프레임의 영상을 실시간

처리하였다. 기존의 일정 영역 선택 방법은 38~42ms의 연산 속도를 보이며 14프레임만을 처리한데 비해 본 실험에서 사용한 알고리즘은 26ms, 29프레임의 연산 속도를 보였다.

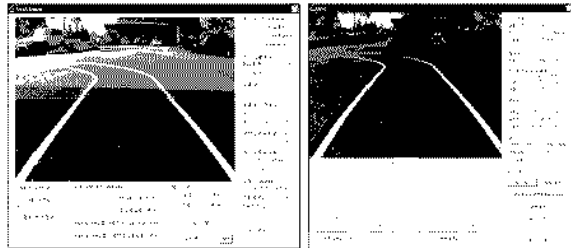


Fig. 6 Comparison between static and variable detection area

주행 중 안전성을 보면 고정된 임계값을 사용하는 기존 방법은 바닥에 반사되는 빛의 영향을 많이 받아 차선을 이탈하는 경우가 빈번하였지만 이번 실험에 사용된 매 프레임마다 전역적 임계값을 찾는 방법은 차선을 이탈하는 경우 없이 강건한 주행을 보여주었다.

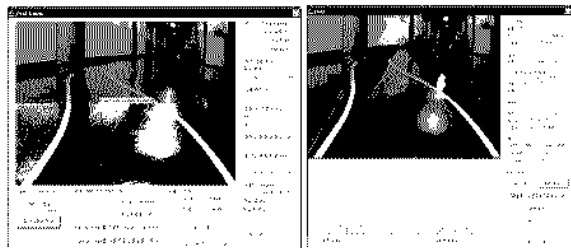


Fig. 7 Comparison between static and variable threshold

물론 고정된 임계값을 사용하더라도 그 도로 환경에 매우 적합한 임계값을 설정한다면 주행은 가능하다. 하지만 좌우 차선에 비치는 빛의 차이로 인해 입력 영상의 좌우 차선 주위의 명도 분포가 다른 경우는 본 실험에서 사용한 방법이 확실히 안정되고 신뢰성 높은 2진화 된 영상을 보인다.

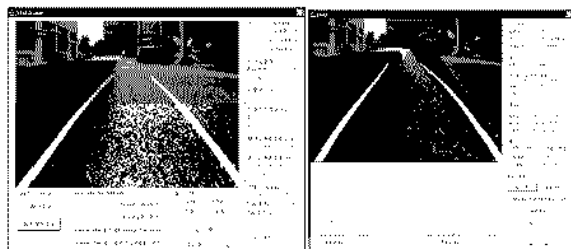


Fig. 8 Comparison between static and variable threshold in different brightness between right(lightning field) and left(shadow field) lane

본 연구에서 제안한 차선 인식 알고리즘은 RC

차량 테스트 결과 초당 30프레임의 실시간 처리가 가능하였고 명도 분포 변화에 대해 강건한 주행을 보였기에 실제 차량에도 적용 가능하리라 본다.

사실 영상 처리 분야는 하드웨어에 상당히 의존적이다. 하드웨어의 처리 속도가 매우 빠르다면 다양한 영상 처리 기법을 이용하여 실시간으로 강건하게 차선 정보를 획득할 수 있을 것이다. 하지만 하드웨어의 처리 속도엔 한계가 있으므로 본 연구와 같이 차선 정보를 획득함에 있어 현재의 하드웨어 처리 능력에 맞게 지속적으로 알고리즘을 개선, 발전시켜 나가야만 자율주행차량의 실용화를 조금이나마 앞당길 수 있을 것이다.

참고문헌

1. R. Behringer and N. Muller, "Autonomous Road Vehicle Guidance from Autobahnen to Narrow Curves", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 14, no. 5, pp. 810-815, 1998.
2. M. A. Turk, D. G. Morgenthaler, K. D. Gremban and M. Marra, "VITS-A Vision System for Autonomous Land Vehicle Navigation", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, no. 3, pp. 342-361, 1988.
3. C. E. Smith, C. A. Brandt and N. P. Papanikolopoulos, "Vision Sensing for Intelligent Vehicle and Highway System", IEEE Int'l Conf. on MFI, pp. 784-791, 1984.
4. W. Li, X. Jiang and Y. Wang, "Road Recognition for Navigation of an Autonomous Vehicle by Fuzzy Reasoning", Proc. of the Fifth IEEE Int'l Conf., Vol. 1, pp. 246-250, 1996.
5. C. J. Taylor, J. Malik and J. Weber, "A Real-Time Approach to Stereopsis and Lane-Finding", IFAC Transportation Systems, pp. 1102-1107, 1997.
6. D. Pomerleau, C. Thorpe and D. Touretzky, "ALVINN; Neural Network Navigation", Carnegie-mellon Univ., pp. 46-75, 1990.
7. R. Behringer, "Detection of Discontinuities of Road Curvature Change by GLR", Proc. of the Intelligent Vehicles Symp., pp.78-83, 1995.
8. Nobuyuki Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE trans. Systems, Man and Cybernet, Vol. SMC-9, pp.62-66, Jan. 1979.
9. 최경주, "이진화를 위한 영상 강화 기법에 관한 연구", 연세대학교 대학원 석사학위 논문, 1997.