

영상처리 기반의 차선인식 알고리즘

Lane Recognition Algorithm by an Image Processing

이 준 응

(Joon Woong Lee)

Abstract : We propose a novel algorithm capable of recognizing the road lane by image processing. Considering the fact that the direction and location of road lane are maintained similarly in successive images we formulate a function to represent the property. However, as noises play the role of making a lot of similar patterns appear and disappear in the road image, keeping of robustness in the lane detection has been known a difficult work. To overcome this problem, we introduce the following three ideas: 1) design of a function based on an edge direction and magnitude, 2) construction of a recursive filter to estimate the function recursively for successive images, 3) principal axis-based line fitting. These concepts enhance the adaptability to cope with the random environment of traffic scene and eventually lead to the reliable detection of a road lane.

Keywords : edge magnitude and direction, lane recognition, recursive filter, outlier removal, principal axis

I. 서론

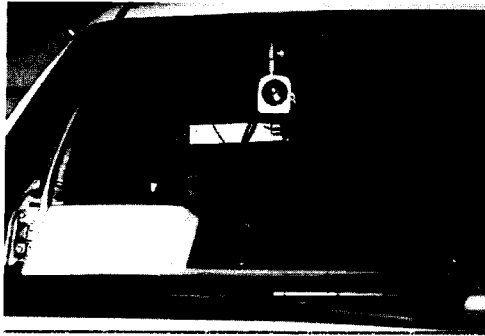
최근 들어 자연환경에 대한 인간의 시각능력을 컴퓨터비전으로 대체하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 도로교통영상에 대한 해석은 1980년대 후반 이후 교통안전에 대한 관심의 증가에 따라 엄격한 신뢰성이 요구되고 있는데 반해, 조명조건의 급작스런 변화, 예측할 수 없는 날씨조건, 도로 포장재질의 변경 그리고 다양한 도로형태등의 잡음요인에 의하여 발생하는 영상의 밝기값의 변화는 영상처리에 의한 차선인식을 어렵게 한다. 이러한 어려움이 존재한 가운데서 본 논문에서는 그림 1(a)에 보이는 실험차량을 가지고 도로를 주행하면서 차량내에 설치된 흑백의 CCD 카메라로부터 취득한 영상(그림 1(b))에 대해 그림 1(c)와 같이 차선을 신뢰성 있게 찾아내는 것을 목표로 한다.

컴퓨터 비전을 이용한 차선마크나 도로경계의 인식을 위해 많은 연구가 진행되고 있다. 호프(Hough) 변환을 이용한 직선근사화 [1], 역투영법 [4], 템플레이트를 이용하여 도로상에서 유사한 패턴의 탐색을 통한 차선검출 [5], RALPH[8]와 ALVINN[9], 그리고 차선의 구조와 차선에 상대적인 차량의 위치를 묘사한 모델에 기초한 방법[10][11]등이 있다. RALPH와 ALVINN은 자차량의 차선 유지를 위한 조향(steering)명령 생성이라는 동일 목적을 가지고 있지만 ALVINN은 신경망에 기반한 도로형상의 학습에 기초를 두고 있기 때문에 학습에 시간과 사람의 개입을 필요로 하며 도로 형태가 바뀌면 새로운 학습을 필요로 하고, RALPH는 전방도로의 입력영상에서 자차량이 진행중인 차선이 잘 나타난 제한된 영역을 취한 후 기초적 수준(low-level)의 영상처리로 차선중심에 대한 자차량의 측방 변위를 구하는 일련의 과정에서 정확한 카메라 파라미터가 요구되며, 가장 잘 적합한 곡률모델을 구하기 위해서는 반복계산이 필요하고, 또한 주행차선의 정보가 바뀔 때마다 다른 모델을 사용해야

하는 어려움이 있다. Takahashi [10]나 Dick [11]등이 제안한 모델에 기반한 방법도 모델에 대한 의존성이 크며 모델의 정확성이 떨어지면 효과가 반감되는 단점을 안고 있다.

영상 특징치에 기반한 도로 차선추출 방법은 그림자, 햇빛반사, 기름자국, 타이어마크, 도로마모, 차선가림(occlusion), 날씨에 따른 조명의 변화등의 요인에 민감한 영향을 받을 뿐만 아니라 외관상 도로차선이나 경계처럼 보이는 많은 유사 특징치의 존재, 임계값 결정의 어려움, 과도한 계산량등의 요인에 의해서도 신뢰성 확보에 어려움을 겪는다. 또 다른 어려운 문제는 알고리즘의 처리속도가 차량이 적절한 속도를 유지하면서 주행하기에 만족할만한 수준에 이르지 못한다는 것이다. 이러한 모든 문제를 해결할 수 있는 차선인식용 화상처리 알고리즘의 제안은 쉬운 일이 아니다.

본 논문에서는 이러한 여러 요인에도 강인성을 유지할 수 있는 차선인식 알고리즘을 제안하고자 한다. 기본 아이디어는 화상처리에서 가장 근간이 되는 에지(edge) 정보를 활용하는 것이다. 도로는 포장도로이건 비포장도로이건 도로부분과 비도로 부분의 경계는 입력된 영상에서 밝기의 차이를 가지고 있고 또한 이 경계는 지속되기 때문에 에지정보를 효율적으로 활용만 한다면 앞에서 열거한 문제를 어느 정도 극복할 수 있다는 착안에서이다. 첫째, 에지추출 과정에서 에지정보로 방향과 크기를 얻고, 에지의 방향은 0°부터 180°사이에서 1°단위로 나타난다. 둘째, 이 두가지 정보를 가지고 일차원 함수를 정의한다. 이 함수는 1°단위로 나타난 에지의 각 방향에 대해 에지 픽셀들의 크기를 누적시킨 것이다. 도로의 차선방향은 급격한 변화없이 일관성을 유지하는 것이 특징이지만 단일 프레임만 가지고 이 일관성을 유추하는 것은 영상에 존재하는 여러가지 잡음때문에 위험하다. 따라서 연속된 N개의 입력영상에 대하여 이 함수를 구하고 이것들의 평균을 취하면 차선의 방향에 대한 일관성이 양호하게 나타난다. 우리는 앞으로 이 함수를 평균함수라



(a) 실험차량



(b) 입력영상



(c) 차선검출

그림 1. 차선인식 과정.

Fig. 1. Lane recognition procedure.

부른다. 셋째, 이 평균함수에 대한 순환필터를 제안함으로써 과거의 함수를 계속 유지시키지 않고 새롭게 입력되는 영상에 대한 평균함수를 예측하여 차선의 곡률변화나 그 밖의 도로의 환경변화에 따른 잡음요인 하에서도 연속적인 차선인식이 가능하도록 한다. 넷째, 연속된 N 개의 프레임에서 일관되게 나타나는 에지 방향은 차선경계 또는 차선표식이 제공함으로 예측된 평균함수의 국부 최대값(local maxima)에 해당되는 각도는 차선의 방향에 대응되는 값으로 간주할 수 있다. 따라서 평균함수의 국부 최대값이 존재할 영역을 찾아 이 영역의 각도에 대응되는 에지픽셀들을 모아서 Lee와 Kweon[2]에 의하여 제안된 선분추출 방법을 적용하여 차선을 검출한다.

논문에서 제안한 차선인식 알고리즘의 특징은 도로형상과 무관하게 적용될 수 있다는 점, 영상의 전처리 과정에서 쉽게 검출할 수 있는 에지의 크기와 방향을 활용한다는 점, 그리고 어떠한 반복처리나 제약조건 없이 경험적인 파라미터의 사용을 최소화했다는 점이다. 논문에서 제안된 알고리즘은 고속도로 및 교외도로를 실험차량으로 주행하면서 얻은 영상을 가지고 검증했다.

II. 차선 인식

1. 함수의 도입

영상의 어떤 한 점 (x, y) 에서 영상 $f(x, y)$ 의 에지는 벡터 $\nabla f = [G_x, G_y]^T = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T$ 로 표현된다. 이 벡터의 중요한 물리량은 크기 $\nabla f(x, y) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$ 와 방향 $\alpha(x, y) = \tan^{-1}(G_y/G_x)$ 이다.[7] 영상에 보인 차선의 방향을 얻기 위하여 에지에 기반한 1D 함수 $H(d)$ 를 (1)과 같이 정의한다. 함수구축을 위해 에지추출시 에지의 방향 $\alpha(x, y)$ 를 0° 부터 180° 사이에서 1° 단위로 나타낸다. 함수구축은 영상에서 보이는 차선이 소실점 이상의 영역에 존재하므로 이 영역의 에지픽셀들만을 대상으로 한다.

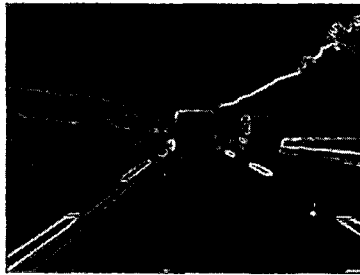
$$H(d) = \sum_{(x, y) \in A \text{ and } \alpha(x, y) = d = 0} \nabla f(x, y) \quad (1)$$

여기에서 $(x, y) \in A$ 의 A 는 입력 영상에서 소실점 이상의 영역을 가리키며 d 는 에지의 각도를 가리킨다. 이 함수는 에지픽셀들의 크기를 그 픽셀 각각의 각도에 대하여 누적시킨 것이다. 처리영역 설정시 사용된 소실점은 참고문헌[3]에 잘 설명되어 있다. 영상에 나타난 차선의 방향은 급격한 변화없이 일관성을 유지하므로 (1)에 정의된 함수의 최대값에 대응되는 각도로부터 차선방향을 유추할 수 있지만 영상에 존재하는 여러가지 잡음 때문에 단일 프레임만 가지고는 신뢰성 있는 검출이 어려울 때가 많다. 따라서 최근의 연속적인 N 개의 입력영상 각각에 대하여 (1)의 함수를 얻고 다음 (2)와 같이 이것들의 평균값을 취하면 랜덤한 잡음의 효과가 사라지고 차선방향에 대한 일관성이 좀더 뚜렷이 나타난다. 다음 함수 $E(d)$ 를 평균함수로 부르기로 한다.

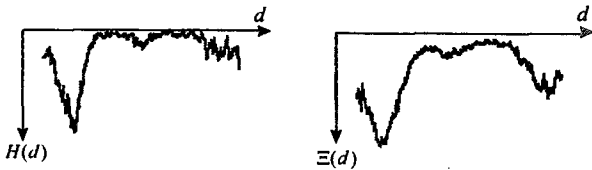
$$E(d) = \frac{1}{N}(H_n(d) + H_{n-1}(d) + \dots + H_{n-N+1}(d)) \quad (2)$$

여기에서 n 은 현재 프레임을 나타낸다. 큰 값의 N 을 선정하면 차선 방향에 대한 일관성은 잘 나타난 반면에 변화에 둔감하고, N 이 작으면 일관성이 잘 나타나지 않고 잡음에 영향을 많이 받는다. 결국 N 은 실험적으로 결정할 수밖에 없는데 논문에서는 10으로 결정하였다. 다음 그림 2는 (1)과 (2)의 결과를 보여주고 있다. 그림 2(a)는 입력영상의 에지, 그림 2(b)는 (1)에서 정의된 함수 $H(d)$, 그리고 그림 2(c)는 (2)의 평활화된 평균함수 $E(d)$ 를 나타내고 있다. 그림 2(b)의 함수 $H(d)$ 는 오른쪽 차선에 대응되는 부분의 방향성분이 불명료하고 함수형상이 울퉁불퉁한데 반해 그림 2(c)의 함수 $E(d)$ 는 잡음에 대한 평활화 효과가 나타나고, 특히 그림 2(b)에서 불명확했던 차선의 방향정보가 비교적 뚜렷하게 나타

나므로 차선검출이 용이하게 된다.



(a) 에지영상



(b) 함수 $H(d)$

(c) 평균함수 $E(d)$

그림 2. 함수의 구축.

Fig. 2. Construction of an ID function.

2. 순환필터

평균함수에 대하여 다음 (3)과 같은 1차원의 순환필터를 제한함으로써 (2)에서 사용한 N 개의 함수값을 계속 유지시킬 필요없이 새롭게 입력되는 영상에 대한 평균함수를 예측하여 차선의 곡률변화나 조명변화등 여러가지 잡음환경하에서도 차선인식이 가능하도록 한다.

$$\underline{\exists}_{k+1}(d) = \underline{\exists}_k(d) + \frac{1}{N+1} (H_k(d) - \underline{\exists}_k(d)) \quad (3)$$

여기에서 k 는 시간단위를 표현한 것이고 $1/(N+1)$ 은 순환필터의 이득(gain)이며 $\underline{\exists}_{k+1}(d)$ 는 새롭게 갱신된 평균함수로서 새로운 측정값과 기대값 사이의 차이 $H_k(d) - \underline{\exists}_k(d)$ 에 이득을 고려하여 이전(prior) 예측값에 더함으로써 얻어진다. (3)에서 초기값 $\underline{\exists}_0(d)$ 은 (2)의 $\underline{\exists}(d)$ 가 된다. 도로상의 차선방향은 급작스런 변화없이 연속성을 유지하므로 (3)으로 정의된 순환필터는 차량이 차선을 지키며 주행할 경우 매우 양호한 차선방향의 예측값을 제공한다. 그러나 차선변경과 같이 차선방향의 연속성이 깨지는 경우 측정값과 기대값의 차는 크지만 이득이 작기 때문에 변화에 대한 응답이 느리고 또한 차선을 유지하며 정상주행시 얻은 예측함수의 주성분은 거의 변화없이 존속되므로 차선변경후의 예측함수는 차선 방향을 정확하게 유지하기 어려운 형태를 갖게 되는데 이 점이 순환필터의 단점이다. 대부분의 순환필터는 예측 대상의 연속성을 전제로 설계된다[12].

3. 차선방향의 예측

차선경계 또는 차선표식에 해당하는 에지픽셀들은 프레임이 바뀌어도 위치와 방향이 거의 변화없이 계속 존재하기 때문에 이 방향에 대응되는 각도에 평균함수가 큰 값을 갖도록 한다. 따라서 함수 $\underline{\exists}_k(d)$ 의 국부 최대값(local maxima)에 해당되는 각도는 차선방향에 대응되는 값으로 간주할 수 있다. 함수 $\underline{\exists}_k(d)$ 에서 이 각도의

탐색을 위하여 90° 를 중심으로 좌우 두 개의 영역 Ω_L 과 Ω_R 로 나눈다. 그 이유는 90° 부근에는 차선이 존재하지 않고 또한 차량이 차선을 지키며 주행할 때는 90° 를 중심으로 좌우로 차선이 거의 대칭으로 보이기 때문이다. 이 두 영역의 국부 최대값에 대응되는 각도가 인식하려는 좌우 차선의 방향에 대응될 확률은 높지만 단일 값을 취할 때 에러의 확률 또한 상대적으로 높기 때문에 본 논문에서는 국부 최대값에 대응되는 각도를 포함하고 있을 범위를 찾는다. 국부 최대값에 대응되는 각도는 중심극한정리(central limit theorem)[8]에 의해 정규분포를 따른다고 가정한다. 이 가정은 국부 최대값에 대응되는 각도가 실제 많은 픽셀들로부터 얻어진 최빈수의 성격을 갖고 있기 때문에 합리적이라 할 수 있다. Ω_L 과 Ω_R 의 각 영역에서 함수 $\underline{\exists}_k(d)$ 의 평균 μ 와 표준편차 σ 를 계산하고 정규분포의 구간추정기법[6]에 의하여 두 영역에서의 탐색범위를 결정한다. $100(1-\alpha)\%$ 의 신뢰수준을 고려하여 $\mu + z_{\alpha/2}\sigma$ 로 정의된 상한의 신뢰한계 추정라인을 정하여 함수 $\underline{\exists}_k(d)$ 의 값이 이 라인 이상에 대응되는 각도범위를 다음과 같이 S_L 과 S_R 로 놓는다.

$$S_L = \{d | \underline{\exists}_k(d) \geq \mu_L + z_{\alpha/2} \sigma_L, d \in \Omega_L\},$$

$$S_R = \{d | \underline{\exists}_k(d) \geq \mu_R + z_{\alpha/2} \sigma_L, d \in \Omega_R\} \quad (4)$$

여기에서 $z_{\alpha/2}$ 는 신뢰수준이 결정되면 정규분포의 테이블에서 선정한다. 이 때 신뢰수준의 선정에 따라 S_L 과 S_R 의 크기가 결정되며 각 영역의 국부 최대값에 대응되는 각도 θ_L, θ_R 을 취하여 다음절에서 계산될 산점도의 주축의 각도에 대한 한계값으로 활용한다.

4. 차선위치의 예측

차선인식은 1)추출된 에지픽셀의 각도가 (4)의 S_L 과 S_R 영역에 포함되는 픽셀들을 모아서 산점도 B_L 과 B_R 을 다음과 같이 형성하고,

$$B_L = \{(x, y) | a(x, y) \in S_L\}, B_R = \{(x, y) | a(x, y) \in S_R\} \quad (5)$$

2)산점도 각각에 대해 주축에 기반한 선분 근사화(line fitting)[2]를 적용하여 차선의 방향과 위치를 예측함으로써 이루어진다. 다음 (6)과 (7)로 정의된 주축의 기울기와 무게의 중심(center of mass)은 차선의 방향과 위치 정보가 된다 차선의 방향이 될 주축은 다음 식으로 정의된다[2][7].

$$\phi = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{2u_{11}}{u_{20} - u_{02}} \quad (6)$$

여기에서 u_{pq} 는 $(p+q)^{th}$ 차의 중심모멘트인 $u_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q$ 이고, \bar{x} 와 \bar{y} 는 산점도의 무게중심으로 $(p+q)^{th}$ 차의 모멘트 m_{pq} 로 표현된다[2][7].

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (7)$$

(6)과 (7)에 의해 선분 근사화가 이루어지면 이 선분이 인식하고자 하는 차선이 된다. 그러나 차선의 위치와 관계없는 상이(outlier) 픽셀에 의하여 예측된 차선의 정확성이 떨어질 수 있으므로 (6)과 (7)에 의해 얻은 결과를

이용하여 상이 픽셀을 산점도로부터 제거 한 후 다시 (6)과 (7)에 의해 근사화를 행한다.

산점도로부터 상이 픽셀의 제거는 다음과 같이 이루어진다. 산점도의 주축 ψ 와 중심 (\bar{x}, \bar{y}) 에 의해 정의된 라인 $\bar{y} = \tan^{-1}\psi x + (\bar{y} - \tan^{-1}\psi \bar{x})$ 에 대해 산점도에 속한 모든 픽셀들에 대한 에러 $e = \bar{y} - y$ 를 구하고 이 에러값들의 표준편차 σ_e 를 구한 후 y 의 신뢰한계 $\bar{y} \pm z_{\alpha/2}\sigma_e$ 를 벗어난 에지 픽셀들은 제거한다. 여기에서 $z_{\alpha/2}$ 는 $100(1-\alpha)\%$ 의 신뢰수준이 결정되면 정규분포 테이블에서 선택된다. 이 방법은 최소자승법(least squares method)에서 추정값의 에러는 정규분포 $(0, \sigma_e)$ 를 따른다[6]라는 원리를 이용한 것이다. 여기에서 ψ 가 S_L 과 S_R 의 영역을 벗어날 경우는 ψ 대신에 θ 를 사용한다.

III. 실험결과

제안된 알고리즘은 실험차량으로 도로를 주행하면서 차량에 설치된 카메라로부터 입력되는 영상을 가지고 평가되었다. 사용된 영상의 크기는 320×240 이며 소벨(Sobel)[7] 에지 연산자를 사용했다. 그림 3은 제안된 알고리즘의 차선인식 과정을 보여주고 있다. 그림 3(a)는 (2)의 평균함수(그림 3(b))를 얻기 위해 입력된 과거의 10개의 밝기영상과 현재의 입력영상 그리고 그것의 에지를 보여주고 있다. 그림 3(c)는 현재의 입력영상에 대한 (1)의 함수 $H(d)$ 이며 그림 3(d)는 (3)에 의해 예측된 평균함수, 그림 3(e)는 (5)의 산점도, 그림 3(f)는 이상 픽셀 제거후의 산점도, 그림 3(g)는 선분 근사화 그리고 그림 3(h)는 근사화된 선분을 현재 입력영상 위에 그려서 인식결과를 나타낸 것이다.

다음 실험은 도로바닥에 방향표시 화살표와 글자가 새겨져 있고 산언저리 그림자가 드리워져 있는 경우를 다룬 것이다. 또한 차선 경계선이 점선으로 이루어져 있

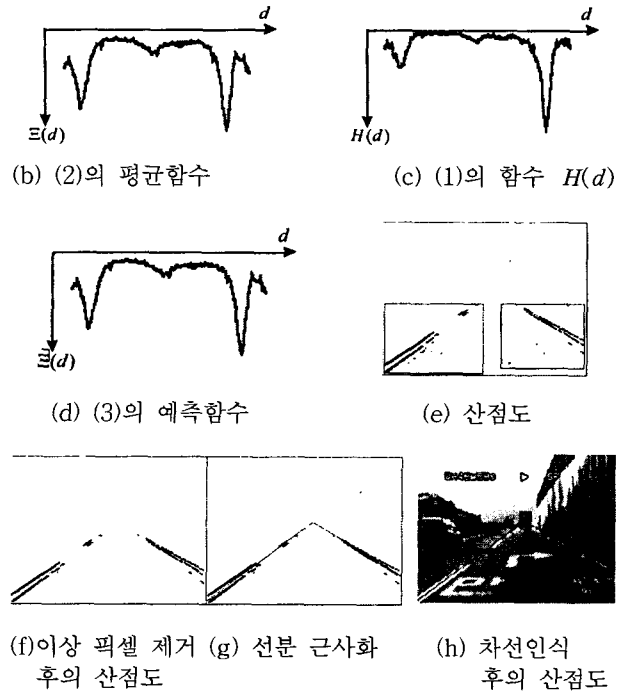
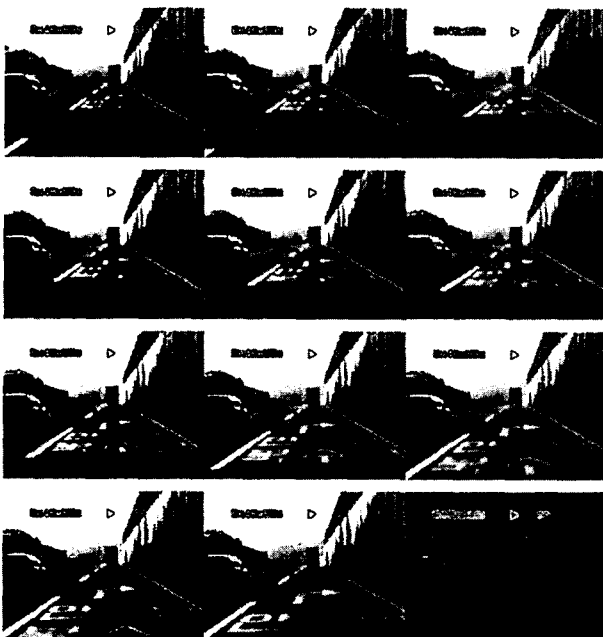


그림 3. 차선인식 과정.
Fig. 3. Lane recognition process.

기 때문에 어떤 영상에서는 차선경계선이 거의 보이지 않는 경우도 발생한다. 그림 4는 이러한 잡음 하에서도 제안된 알고리즘이 신뢰성 있는 결과를 제공하고 있음을 보이고 있다.

다음 실험은 곡선도로에 대한 알고리즘의 적응도를 평가한 것이다. 그림 5에 나타난 실험결과는 도로위



(a) 입력영상 및 에지

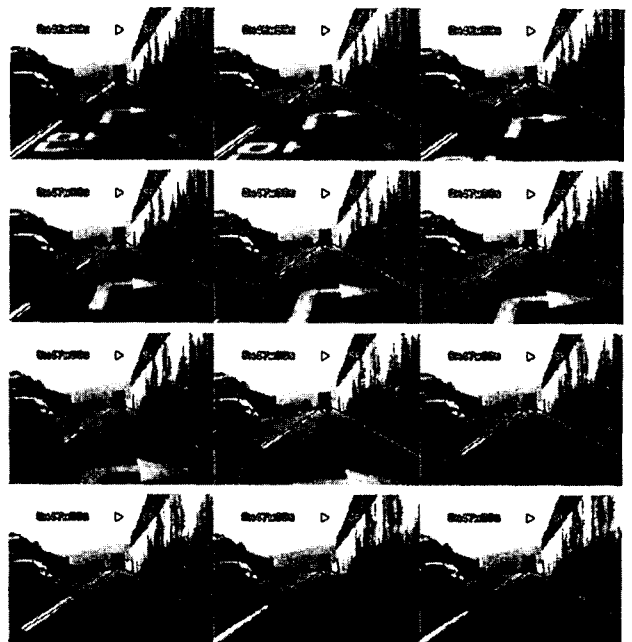


그림 4. 도로바닥에 표식, 글자, 그림자가 드리워진 환경에서의 차선인식.

Fig. 4. Lane recognition in heavy shadows, letters and arrow mark on road surface.

를 가로지르는 고가도로의 그림자와 상관없이 곡선도로의 경우도 신뢰성 있는 검출결과를 보이고 있지만 소실점 부근의 곡선부분은 검출해내지 못함을 알 수 있다. 이 점이 논문에서 제안하고 있는 알고리즘이 보완할 점이다.

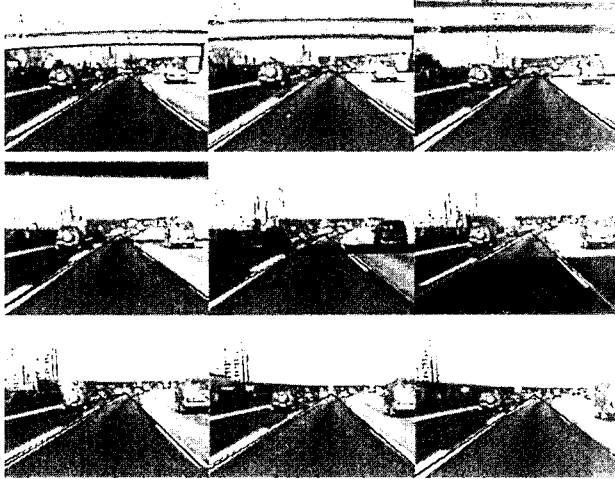


그림 5. 곡선도로의 인식.
Fig. 5. Lane recognition of curved road.

다음 실험은 신갈, 안산간 고속도로의 광교터널 입구에서 이루어진 것으로 그림6에 보인 바와 같이 도로바닥은 마모되어 햇빛에 의한 반짝임이 강하게 나타나므로 차선경계선이 육안으로도 거의 보이지 않는다. 터널입구에서의 차선인식은 마모된 도로에서 예측된 평균함수 때문에 현재 차선경계선의 측정함수가 양호해도 순환필터의 이득에 의한 평활화 효과에 의하여 2장에서 설명한바

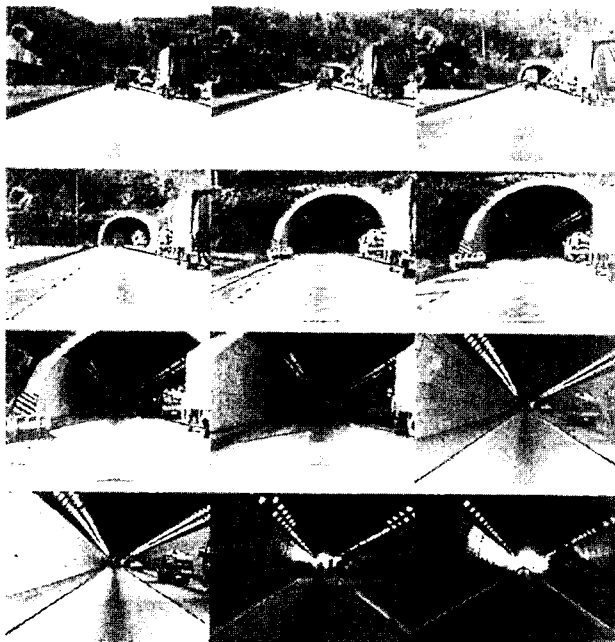


그림 6. 마모로 인해 차선이 거의 보이지 않는 도로 및 터널내부의 도로인식.
Fig. 6. Lane Recognition in tunnel.

와 같이 갱신속도가 느리기 때문에 인식결과에 에러가 존재함을 알 수 있다. 그러나 터널내부에서는 함수의 국부 최대값이 실제 차선의 방향과 맞게 복원되어 양호한 인식결과를 보이고 있다.

다음 그림 7은 잡음이 많고 도로폭이 좁은 교외도로의 차선인식문제를 다룬 실험결과로서 중앙선의 차선 표시가 뚜렷하지 않아도 양호한 결과를 보이고 있다.

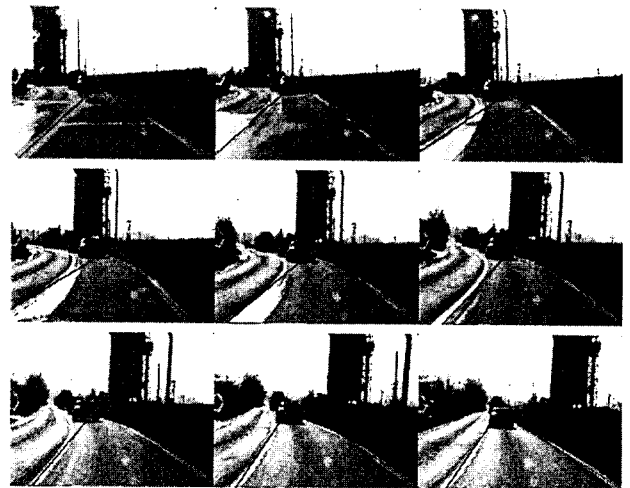


그림 7. 잡음이 많고 도로폭이 좁은 교외도로의 인식.
Fig. 7. Lane recognition in rural settings.

이상의 실험 결과로부터 논문에서 제안하고 있는 차선인식 알고리즘은 차선 경계선이 보이는 한 잡음이 존재해도 신뢰성 있는 인식결과를 제공할 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 차선의 방향은 급격하게 변화하지 않는다는 사실로부터 이러한 사실을 유추할 수 있는 함수를 정의하고 입력영상에서 이 함수의 특징과 유사한 부분을 찾아냄으로써 차선을 인식했다. 그러나 영상에 존재하는 잡음요소는 차선만이 아닌 여러 곳에 그러한 특징이 나타나게 하고 또는 전혀 나타나지 않도록 하는 요인으로 작용하므로 차선검출의 강인성을 유지하기란 쉽지 않다. 따라서 논문에서는 평활법에 기반하여 소위 평균함수라고 명명한 함수를 설계하고 이를 연속적으로 예측할 수 있는 순환필터를 제안하였다. 또한 예측된 함수의 국부 최대값에 대응되는 각도가 차선 방향과 일치하리라는 기대에서 이러한 각도를 갖는 에지 픽셀들을 모아 선분 근사화를 행함으로써 차선 위치와 방향을 동시에 추출할 수 있었다. 논문에서 제안한 알고리즘의 기본적인 특징은 영상의 전처리과정에서 쉽게 검출할 수 있는 에지의 크기와 방향정보만을 활용했다는 점과 어떠한 반복처리나 가정 및 제약조건 없이 경험적인 파라미터의 사용을 최소화했다는 점, 그리고 하나의 통일된 알고리즘이 도로형태와 무관하게 신뢰성 있게 작동된다는 점이다.

우리는 실제 고속도로 및 교외도로에서 실험을 통한 연구결과로부터 제안된 알고리즘의 타당성과 강인성을

증명하였다. 알고리즘은 586 PC에서 MFC Visual C++로 구현되었고 초당 6프레임 정도의 처리속도를 보이고 있다. 처리시간의 70-80%는 에지검출에 소요되므로 앞으로 look-up 테이블등을 활용하여 에지검출 시간을 줄이는 것이 과제이기도 하다. 더불어 향후 연구의 주된 지향점은 인식의 정확도를 정량적으로 보장하고 곡률을 검출할 수 있는 모듈을 개발하는 것이다.

참고문헌

- [1] A. D. Bimbo, L. Landi and S. Santini, "Determination of road direction using feedback neural nets," *Signal Process*, vol. 32, pp. 147-160, 1993.
- [2] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Extraction of line features in a noisy image," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 10, pp. 1651-1660, 1997.
- [3] 이준웅, 장인수, 강동중, 권인소, "화상처리를 이용한 도로의 차선인식," 추계자동차공학회학술대회 논문집, pp. 1183-1187, 1997.
- [4] M. Bertozzi and A. Broggi, "Real time lane and obstacle detection on the GOLD system," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles 96*, pp. 213-217, 1996.
- [5] C. J. Taylor, J. Malik and J. Weber, "A real time approach to stereopsis and lane finding," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles 96*, pp. 207-212, 1996.
- [6] V. K. Rohatig, *An Introduction to Probability Theory and Mathematical Statistics*, Wiley, 1976.
- [7] R. G. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [8] D. A. Pomerleau and T. Jochem, "Rapidly adapting machine vision for automated vehicle steering," *IEEE Expert Intelligent Systems and Their App.*, April, pp. 19-27, 1996.
- [9] D. A. Pomerleau, *Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance*, Kluwer Academic, Boston, 1994.
- [10] A. Takahashi and Y. Ninomiya, "Model-Based lane recognition," *Proc. IEEE Intelligent Vehicles 96*, pp. 162-166, 1996.
- [11] E. D. Dickmanns and B. D. Mysliwetz, "Recursive 3-D road and relative ego-state recognition," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 14, no. 2, pp. 199-213, 1992.
- [12] A. Gelb, *Applied Optimal Estimation*, M.I.T Press, 1974.

이 준 웅



1984년 전남대학교 산업공학과 졸업.
1986년 KAIST 산업공학과(석사), 동 대학원 자동화 및 설계공학과 박사 (1997). 1986년-현재 기아자동차(주) 기아기술센터 선임연구원. 주관심분야는 컴퓨터비전, 센서퓨전, 지능형

자동차, 자율주행시스템.