

차선의 회전 방향 인식을 위한 신경회로망 응용 화상처리

Detection of Lane Curve Direction by Using Image Processing Based on Neural Network

박종웅*, 장경영**, 이준웅***
Jongwoung Park, Kyungyoung Jhang, Joonwoong Lee

ABSTRACT

Recently, Collision Warning System is developed to improve vehicle safety. This system chiefly uses radar. But the detected vehicle from radar must be decided whether it is the vehicle in the same lane of my vehicle or not. Therefore, Vision System is needed to detect traffic lane. As a preparative step, this study presents the development of algorithm to recognize traffic lane curve direction. That is, the Neural Network that can recognize traffic lane curve direction is constructed by using the information of short distance, middle distance, and decline of traffic lane. For this procedure, the relation between used information and traffic lane curve direction must be analyzed. As the result of application to sampled 2,000 frames, the rate of success is over 90 %.

주요기술용어 : Lane Curvature Detection(차선곡률인식), Vision System(비전 시스템), Neural Network(신경회로망), Hough Transform(후프 변환), Image Processing(화상처리)

1. 서론

최근의 자동차의 안전성을 높이기 위해 개발되고 있는 기술 중 주목 받고 있는 것으로 추돌경보 시스템이 있다. 여기서 기본이 되는 기술은 레이더를 이용하여, 앞차와의 거리 및 앞 차량의 속도를 인식하고 추돌의 가능성을 예측하는 것이다. 그러나 레이더를 조준한 방향에서 거리정보

는 비교적 높은 정확성을 가지나 이 방향이 실제 차량의 진행방향과 다르거나 또는 곡률을 가지는 도로상에서와 같이 전방의 목표가 되는 차량의 주행방향과 일치하지 않는 경우 심각한 오동작이 발생한다는 문제점을 본질적으로 갖고 있다. 따라서 추돌경보 시스템의 안정적인 동작을 위해서는 주행 중인 차량이 자기가 진행하는 차선을 인식하고 레이더에서 검출되는 차량이 같은 차선 내의 차량인지를 판단 할 수 있어야 한다. 비전 시스템은 이러한 기능을 구현하기 위한 가장 효과적인 수단으로 인정 받고 있다. 이것은 향후 smart car에 필요한 추돌회피, cruise control기능과도 연계시킬 수 있기 때문이며, 현재 미국과

* 한양대학교 대학원

** 정희원, 한양대학교 기계공학부

*** 정희원, 현대자동차

독일, 일본 등의 선진국은 물론 국내에서도 이러한 연구가 진행 중에 있다. 그러나, 대부분은 아주 특수한 도로환경에만 적용할 수 있는 초보적인 단계에 머무르고 있다. ¹⁷⁸⁾

이렇게 추돌 정보 시스템에 이용되는 비전 시스템은 다음과 같은 기능을 가져야 한다. 첫째로, 굴곡이 있는 차선도 인식할 수 있어야 하며, 두번째로는, 실제 도로상황에서 차선이 선행차량에 가려서 안보이거나 안개나 야간 등의 환경조건에 의해 원거리의 도로 화상을 획득하기 어려운 경우에도 기능을 발휘하여야 한다. 세번째로, 실제 적용에 적합할 정도의 빠른 처리가 요구되어 진다.

본 논문에서는 이러한 기능을 구현하기 위한 전단계로서 우선, 주행 차선의 회전방향을 인식하기 위한 화상처리 기법에 대해 검토하였다. 즉, 근 중거리 도로 이미지로부터 차선의 회전 특성과 관련된 특징 파라미터를 추출하고, 대표적인 이미지를 샘플링 하여 도출된 특징 파라미터와 실제 차선 패턴 사이의 상관성을 통계적으로 분석 하였다. 다음으로 특징 파라미터를 입력층으로 하고 차선의 회전 특성을 출력층으로 하는 신경회로망을 구축하여 원거리에서의 차선의 회전 패턴을 추정하고자 하였다. 한편 전체 처리 시간의 손실을 줄이기 위해서 차선 곡률 검출에 무리가 없을 정도로 알고리즘을 간략화 하였다. 이를 위해 근거리 정보의 검출 방법과 중거리 정보의 검출 방법을 달리하여 알고리즘을 구성하고 각 단계 별로 최적의 화상처리 기법을 이용 하도록 하였다. 이렇게 함으로써 앞에 제시된 요구조건을 비교적 충분히 만족 시킬수 있는 방법을 제안 하고자 하였다.

2. 차선의 회전 방향 관련 특징 파라미터 추출

2.1 차선의 특징 파라미터 정의

내용을 본 연구에서 개발하고자 하는 알고리즘의 개념은 차차로부터 근·중거리에 있는 차선만

의 특징을 추출하여 이를 학습된 신경회로망에 입력시키고 그 출력으로부터 전구간의 차선을 인식하고자 하는 것이다. Fig.1은 본 연구에서 정의한 근·중거리 차선의 특징 파라미터를 나타낸다.

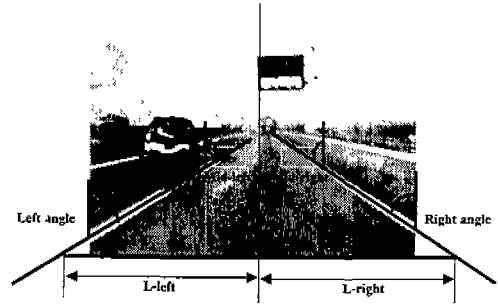


Fig. 1 Characteristic Parameter of Short and Middle Distance Traffic Lane

즉, 근거리 차선의 좌우 위치 (L-left, L-right) 및 좌우 기울기 (Left angle, Right angle)와 중거리 차선의 좌우 기울기 (Mid-left angle, Mid-right angle) 이다. 차량이 100 km/hr의 속력으로 운행될 때, 본 연구에서 사용된 비전 시스템은 1초당 5 Frame의 이미지를 처리 할 수 있으므로, 이미지 1 Frame당 5.56 m의 실거리 정보가 갱신된다. 파선 형태의 고속도로 차선에서, 차선 길이는 10 m이고, 차선 간격도 10 m이므로, 차량의 속도와 비전 시스템의 처리 속도를 고려 할 때 실거리 20 m는 차선을 검출 하기엔 충분한 정보를 포함하고 있다. 또한, 본 연구에서 대상으로 하고 있는 고속화 도로의 경우 최소 곡률 반경이 460 m가 되고, 이때 실거리 20 m는 직선으로 근사 하여 생각 하여도 무방하다. 따라서 본 연구에서는 근거리를 차차로부터의 실거리가 20 m정도 이내로 하고, 중거리는 20~40 m의 구간으로 하였다. 또한, 이미지 상에 근거리와 중거리의 실거리에 해당하는 위치와 영역을 설정하기 위해서, Camera Calibration 정보를 이용 하였다.

좌우 차선의 기울기가 차선의 굴곡과 상관관계를 가진다는 것은 쉽게 예상할 수 있다. 예를 들

어 직진 차선의 경우에는 좌우 차선의 기울기가 동일하며, 좌회전 또는 우회전의 경우에는 각각 좌측 또는 우측의 차선 기울기가 작게 나타날 것이다. 그러나 이것은 어디까지 자차(엄밀하게는 자차에 장착된 카메라)가 차선의 중앙에 위치할 경우이며, 어느 한쪽으로 쏠릴 경우에는 역시 동일한 결과가 나타나게 된다. 즉, 자차가 우측으로 쏠릴 경우에는 우측의 차선 기울기가 작게 나타나며, 좌측의 차선 기울기는 크게 나타난다. 자차가 좌측으로 쏠릴 경우는 그 반대의 현상이 일어난다.

결국 좌우 차선의 기울기에는 차선의 굴곡 뿐만 아니라 차량의 차선 내 위치가 모두 영향을 미치게 되며 따라서 차선의 기울기 만으로는 차선의 굴곡 정보를 올바르게 알아낼 수 없게 된다. Fig.1에 정의한 바와 같이 좌우 차선의 위치 정보를 함께 이용하는 이유는 바로 이 때문이다. 즉, 좌우 차선의 위치는 차량의 차선 내 위치에 따른 좌우 차선의 기울기 변화를 보상하기 위한 것으로 생각할 수 있다.

한편 근거리 차선 정보는 전체 화면에서 차지하는 정보량이 많아 좌우 차선의 위치 및 기울기를 추출하기가 다른 영역의 차선 정보에 비하여 비교적 용이하다고 할 수 있다. 그러나 불행히도 이 영역에서 차선의 기울기는 차선의 굴곡 변화에 따라 그리 크게 변화하지 않는다. 중거리 영역의 차선 정보는 이를 보상하기 위해 사용된다. 즉, 중거리 영역 정보는 근거리 정보에 비해 화면 내의 정보량이 적은 반면 차선의 굴곡 변화에는 보다 민감하다는 특징을 이용한 것이다.

2.2 특징 파라미터와 차선 굴곡과의 상관성 평가

신경회로망에 입력되는 차선 특징 파라미터가 평가하고자 하는 차선 굴곡과 깊은 상관이 있을 수록 후술되는 신경회로망의 추론 성능은 향상된다. Fig.2는 본 연구에서 획득한 대표적인 도로 이미지의 샘플을 좌회전, 직진, 우회전으로 구분하여 나타낸 것이다.

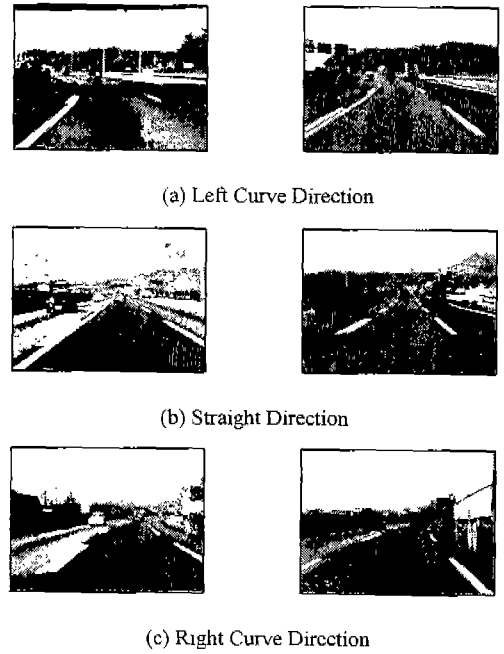
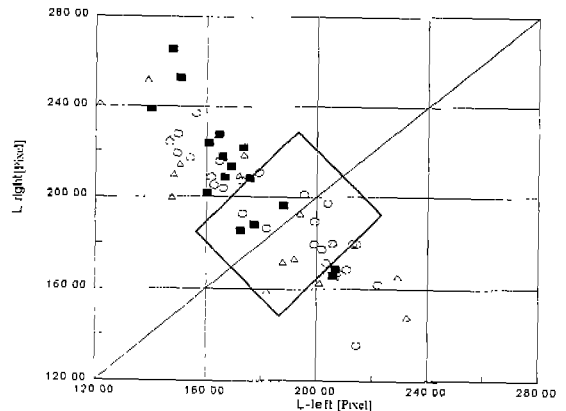


Fig.2 Sample of Road Images

Fig.3은 60개의 대표적 이미지에서의 근거리 차선의 좌우 위치 L-left, L-right를 구하여 상관관계를 나타낸 것이다. 가운데 실선의 대각선은 차량이 정확하게 차선 내 중앙을 주행하는 경우에 해당하며 이를 기준으로 좌상방향은 좌측으



로, 우하방향은 우측으로 쏠림을 나타낸다.
Fig.3 Side Travel Tendency of My Vehicle in Traffic Lane and Selection of Central Travel Images

중양의 큰 사각형은 차선의 기울기 정보가 얼마나 차선 굴곡과 상관성을 갖는지를 알아보기 위해 가급적 차량이 차선의 중앙부근을 주행하는 경우에 대한 이미지만을 선택한 영역을 나타낸다. Fig.4 는 앞에서 선택된 이미지에 대하여 각각 근거리 좌우 차선을 기울기와 차선의 굴곡과의 상관관계로 보여주고 있으며, Fig.5 는 중거리 좌우 차선을 기울기와 차선의 굴곡과의 상관관계로 보여준다. Fig.4와 Fig.5를 비교해보면 중거리 좌우 차선의 기울기가 근거리 좌우 차선의 기울기에 비해 차선의 굴곡에 대해 보다 큰 변별력을 가짐을 알 수 있으며 이로부터 앞에서 정의한 특징 파라미터의 유효성을 검증할 수 있다.

3. 신경회로망의 구성 및 학습

3.1 신경회로망의 구성

본 연구에서 이용한 신경회로망의 구성을 Fig.6에 나타낸다. 입력층을 포함한 2층 구조로 이루어진 신경회로망은 선형적으로 분리 불가능한 문제에 대해서는 해결을 할 수가 없다. 따라서, 선형 분리가 불가능한 문제도 해결 할 수 있는 최소한의 계층수인 3층 구조로 이루어진 신경회로망으로 구성하였다. 이때, 입력단은 앞에서 추출된 특징 파라미터가 되고 출력단은 차선의 굴곡을 간단히 좌회전, 직진, 우회전으로 구분하기 위해 3개의 노드로 구성하였다.

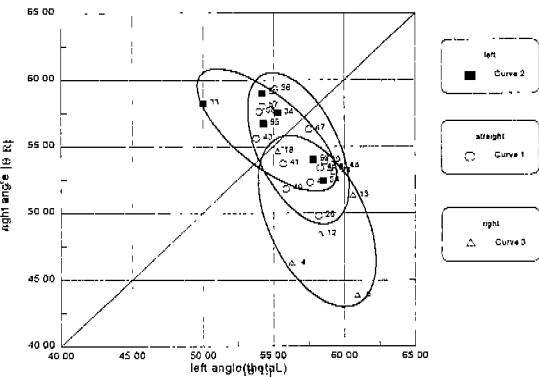


Fig.4 Relation between Incline of Short Distance Right and Left Lane and Traffic Lane Curve

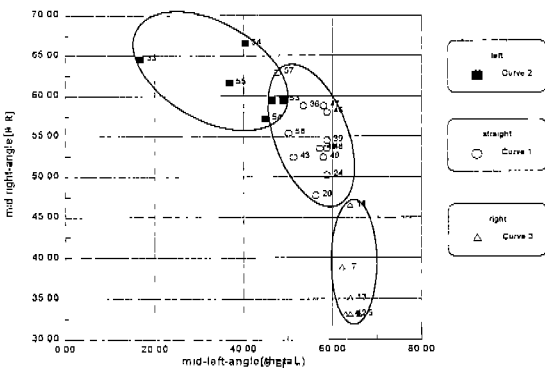


Fig.5 Relation between Incline of Middle Distance Right and Left Lane and Traffic Lane Curve

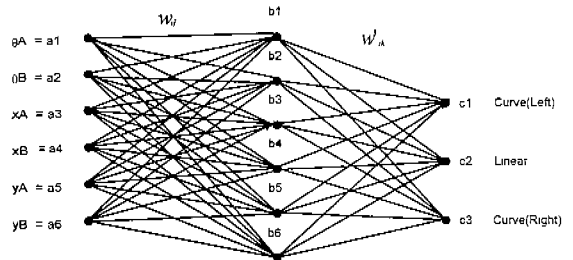


Fig.6 Neural Network Organization

3.2 신경회로망의 학습

신경회로망의 입력정보로는 앞서 추출하였던 특징 파라미터를 이용한다. 신경회로망의 학습에는 고속도로에서 대표적인 좌회전, 직진, 우회전 구간을 선정하여 각 구간에 대하여 일정 step마다 획득한 프레임들을 이용하였다. 학습에 이용된 이미지 프레임은 좌회전, 직진, 우회전 각각 20개씩 60개 이다. 각각의 회전 방향을 가르키는 출력단 노드값은 1이 되고, 그 외의 출력단 노드값은 0이 되도록 학습을 하였다. 학습 결과의 오차는 식 (1)과 같으며, 0.0278446이었다. 학습에 걸린 시간은 Pentium II 300 MHz 컴퓨터로 약 30분이었다.

$$E = \sum_{p=1}^{NP} \sqrt{\sum_{k=1}^{NK} (t_{p,k} - O_{p,k})^2} \quad (1)$$

여기서,

$t_{p,k}$: 각 회전방향에 대한 출력단 노드값의 예상치(0또는1)

$O_{p,k}$: 실제 출력되는 출력단 노드값 ($0 \leq O_{p,k} \leq 1$)

NK : 출력단 노드의 수

NP : 학습에 이용된 이미지 프레임의 수

학습에는 오류 역전파 알고리즘을 이용하였고, 이 학습 원칙에 기초를 두어 연결 가중치를 변환시키는 방법이 식(2)에 서술 되어 있다.¹⁰⁾

$$w(new)_{ij} = w(old)_{ij} + \alpha a_i f'(a_j) e_j \quad (2)$$

여기서,

$w(new)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절된 후 연결 가중치

$w(old)_{ij}$: 신경세포 i, j 사이의 조절되기 전 연결 가중치

α : 학습률 ($0 \leq \alpha \leq 1$)

a_i : 신경세포 i의 Activation Value

$f'(a_j)$: 출력층 신경세포 j의 Activation

Function $f(x)$ 의 미분값

e_j : 신경세포 j의 에러

출력층의 신경세포 $\rightarrow e_j = t_j - a_j$

중간층의 신경세포 $\rightarrow e_j = \sum_k w_{jk} \delta_k$

4. 전체 알고리즘 구성

Fig.7 은 본 연구에서 적용된 화상 처리의 전반적인 흐름을 나타낸다.

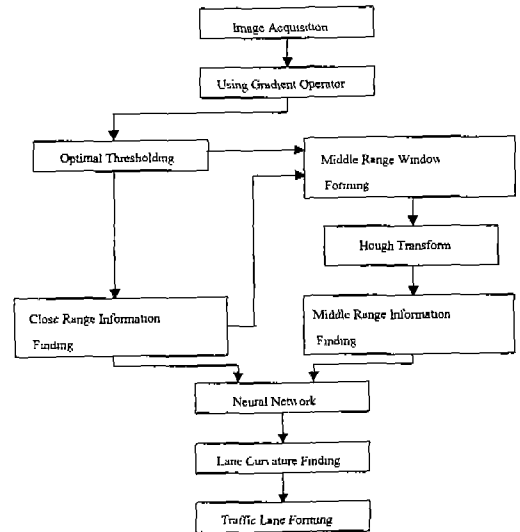


Fig. 7 Total Process of Image Management

우선 Gradient Operator¹⁰⁾⁻¹³⁾를 이용하여 차선의 에지를 추출하고 미리 설정되어 있는 근거리 영역의 차선의 위치와 기울기를 평가함수를 이용하여 추출한다.¹⁴⁾

Image의 한점 위치 (x,y)에 대한 Image $f(x,y)$ 의 Gradient Vector는 식(3)과 같다.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3)$$

위로부터, Gradient Vector의 크기와 Gradient Vector로 부터 구해지는 각도값은 각각 다음의 식(4), 식(5)와 같이 구해진다.

$$\nabla f = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (4)$$

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1}(G_y / G_x) \quad (5)$$

다음으로 근거리 차선의 연장선상 중거리 영역에 대해 Hough 변환⁶⁾⁻⁸⁾을 이용하여 중거리 차선의 기울기를 연산한다. Hough 변환은 식(6)과 Fig.8 에서 처럼 (x,y)로 되어 있는 점을 좌표의 원점으로부터 일정한 방향과 거리를 가지는 선의 형태로 변환하게 되는데, 변환영역의 모든 점들에서 구해진 값중 빈도가 가장 많은 θ 를 최종

기울기로 결정한다.⁹⁾

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

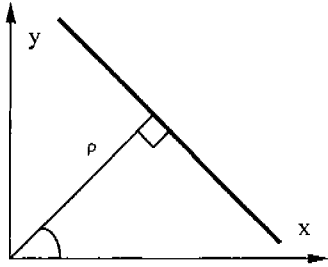


Fig. 8 Normal (θ, ρ) Parameterization of a straight line

마지막으로 구해진 특징 파라미터를 학습이 되어 있는 신경망에 입력하여, 차선의 회전 방향을 구하고, 차선의 형상을 원래 도로 이미지 상에 형성시킨다.

5. 실험 장치 및 실험 방법

5.1. 실험 장치

실험 차량에 부착시킨 CCD Camera를 이용하여, 고속도로의 이미지를 주행중에 비디오 테이프에 녹화하고, 비디오 플레이어로 이를 재생하여, 컴퓨터 (Pentium II 300 MHz)에 설치한 화상 처리 보드로 이미지를 획득하였다. 차량의 속도가 빠를수록, 노면 상태에 영향을 많이 받아, 차량 진동에 따른 영상의 잔상 효과가 조금 발생하긴 하였지만, 전체 처리에는 무리가 없었다. 획득된 영상은 Visual C++ 환경하에서 처리하도록 하였다.

5.2. 실험 방법

학습된 신경회로망에 학습에서 제외된 1940개의 프레임 (특징 파라미터 추출 전처리 완료된 상태)을 대상으로 차선 인식을 수행하도록 하였다. 여기에는 회전 구간과 직진 구간이 대등한 비율로 포함되어 있으며 회전 구간에는 다시 좌, 우 회전이 각각 대등한 비율로 포함되어 있다.

테스트는 3가지로 나누어 수행되었다. 하나는

근거리 차선 정보만을 이용한 경우이고 또 하나는 중거리 차선 정보까지 포함시킨 경우이다. 이를 비교하면 중거리 영역까지의 정보를 이용하는 효과를 확인할 수 있기 때문이다. 또 다른 하나의 테스트는 차선의 경향이 주행중에 급격히 변화하지는 않는다는 사실에 입각하여 식(7)에서처럼 일종의 Recursive 효과를 고려함으로써 테스트 중에 발생하는 간헐적인 오류를 억제하는 효과를 검증하기 위한 것이다. 여기서 간헐적인 오류는 차량이 차선 내에서 심하게 쏠리거나 차선이 일부 훼손 또는 타 차량에 의해 가려져 이미지에 나타나지 않는 등의 이유로 발생한다.

$$P_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (N-K) I_{n-k}$$

여기서,

P_n : n회 때의 입력 영상에 대한 Recursive 효과 처리후의 신경회로망 출력

I_{n-k} : n-k회 때의 신경회로망 출력

N : Recursive에 이용할 가장 최근의 영상의 수 (본 논문에서는 10을 이용)

6. 차선 인식 결과

Table 1은 근거리 차선의 좌우 위치 (L-left, L-right) 및 좌우 기울기 (Left angle, Right angle)만을 이용한 경우의 테스트 결과를 보여준다. 여기서 회전 구간과 직진 구간사이에는 천이 구간이 존재한다. 즉, 회전에서 직진으로 또는 직진에서 회전으로 들어서는 구간의 이미지가 존재하며 이 들을 어느 한 쪽으로 분류하는 것이 애매할 수 있으나 여기서는 그 중간 지점을 기준으로 분류하였다.

표에 나타낸 수치는 주어진 도로 형태에 대해서 인식한 결과의 프레임 수 및 그 백분율을 나타내는 것으로 좌회전, 직진의 경우에는 약 70%, 우회전의 경우에는 약 90%의 인식 성공률을 보이고 있다

Table 1 Result of Lane Curve Detection by Using Short Distance Information

실험 결과 도로 형태	좌회전		직선		우회전		총 프레임 수
	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	
좌회전	333	70.0%	109	22.9%	34	7.1%	476
직선	41	4.2%	688	69.6%	259	26.2%	988
우회전	21	4.4	29	6.1%	426	89.5%	476

이에 반해 Table 2 는 중거리 영역 정보까지를 이용한 경우의 테스트 결과를 나타낸다. 좌회전, 직진, 우회전의 모든 경우에 있어서 인식률이 향상됨을 알 수 있다. 특히 우회전을 좌회전으로 인식하거나 또는 그 반대로 인식하는 심각한 오류가 크게 줄어들었음을 알 수 있다. 이로써 중거리 영역 정보의 유용성을 확인할 수 있다.

Table 2 Result of Lane Curve Detection by Using Short and Middle Distance Information

실험 결과 도로 형태	좌회전		직선		우회전		총 프레임 수
	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	
좌회전	366	77.1%	108	22.7%	1	0.2%	475
직선	41	4.2%	828	84.7%	108	11.1%	977
우회전	3	0.6%	32	6.7%	443	92.7%	478

Table 3은 과거 10개 프레임에서의 차선의 경향을 기억하고 이를 현재의 차선인식에 활용한 결과를 나타낸 것이다. 평균 90 % 이상의 높은 인식률을 나타내고 있으며 특히 우회전을 좌회전으로 인식하거나 또는 그 반대로 인식하는 심각한 오류가 전혀 나타나지 않음에 주목할 만하다.

Table 3 Result of Lane Curve Detection by Considering Recursive Effect

실험 결과 도로 형태	좌회전		직선		우회전		총 프레임 수
	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	프레 임수	백분 율	
좌회전	402	84.6%	73	15.4%	0	0.0%	475
직선	38	3.9%	886	90.7%	53	5.4%	977
우회전	0	0.0%	4	0.8%	474	99.2%	478

7. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 근·중거리 화상 정보 만으로 부터 원거리 자기 차선의 위치 및 차선의 굴곡 정도를 실시간에 인식할 수 있는 화상처리 기술을 개발하고자 하였으며 알고리즘 개발과 실험을 통하여 얻어진 결과는 다음과 같다.

우선 제안한 차선의 특징 파라미터인 근거리 영역의 좌우 차선의 위치 및 기울기와 중거리 영역의 좌우 차선의 기울기가 차량의 차선 내 위치 및 차선의 굴곡 정도와 깊은 상관성이 있음을 밝혔으며, 상관분석을 통하여 이 둘 파라미터가 차선의 굴곡을 평가할 수 있는 인자임을 확인하였다.

또한, 근, 중거리 차선 이미지 만으로 전체적인 차선을 인식할 수 있는 신경회로망을 구성하였으며 회귀분석 기법을 도입함으로써 안정적인 차선의 인식이 가능함을 실험을 통하여 검증하였다.

또한, 제안된 알고리즘은 입력 이미지에 따라 약간의 차이는 있지만, 비디오 플레이어에서 화상을 입력하여, 차선 인식된 결과를 화면에 표시하기 까지, 평균적으로 초당 5~6 프레임을 처리할 수 있었다.

그러나 향후 실용화 개발을 위하여는 신뢰성을 더욱 개선 시키고, 차선의 굴곡을 정량적으로 평가할 수 있는 방법의 개발이 필요할 것으로 사료된다.

후 기

이 논문은 1998년도 G7과제 (차세대 자동차 기술) 개발사업에 의해 연구 되었음.

참 고 문 헌

1. 김경주, “ 추돌경보장치 개발에 관한 연구”, 한양대학교, 1995.
2. Shigeru Hirayama et al, “ 自動車用車間距離警報装置.” , 日野技報 No.44, Nov. 1992.
3. Itsuro Mutamoto et al, “ レーザレダの追突警報装置への應用” , 日産技報 No. 27, Jun. 1990.
4. Yukio Ogawa et al, “ レーザレダを用いた大型トラックの被追突警報装置の開発” , 自動車技術會論文集(日), Vol.23, No.3, 1992.
5. Dean A. Pomerleau, “ Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance” , Kluwer Academic Publishers, pp.1~32, 1993.
6. S. Hiroshi, N. Tarsuo and A. Sakae, “ Rear-End-Collision Prevention System Using Image Processing” , Proceeding of the Second World Congress on Intelligent Transport Systems ' 95 YOKOHAMA, pp.200~205, 1995.
7. T. Zimmermann, A. Fuchs, U. Franke and B. Klingenberg, “ VECTOR-A Vision Enhanced/Controlled Truck for Operational Research” , Journal of Commercial Vehicle, SAE 942284 section 2 Vol.103, pp.486~498, 1994.
8. 崔鎮旭, “ 무인 자동차 개발연구,” 고려대학교, 1993.
9. R. O. Duda and P. E. Hart [1972], “ Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures” , Comm. ACM, Vol.15, No.1, pp.11~15.
10. J. A. Anderson, “ An Introduction to neural network” , Massachusetts Institute of Technology, pp.239~279, 1995.
11. R.C. Gonzalez and R.E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, pp.5 1~68, 1992.
12. I. Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, pp.231~239, 1993.
13. E.R. Davies, Machine Vision, Academic Press, pp.191~199, 1990.
14. 이준웅. 장인수, 강동중, 권인소, “ 화상거리를 이용한 도로의 차선인식” , 한국자동차공학회, 1997.