

신경망을 이용한 차선과 장애물 인식에 관한 연구

김명수*, 양성훈*, 이상호**, 이석***

Lane and Obstacle Recognition Using Artificial Neural Network

Myung Soo Kim*, Sung Hoon Yang*, Sang Ho Lee**, and Suk Lee***

ABSTRACT

In this paper, an algorithm is presented to recognize lane and obstacles based on highway road image. The road images obtained by a video camera undergoes a pre-processing that includes filtering, edge detection, and identification of lanes. After this pre-processing, a part of image is grouped into 27 sub-windows and fed into a three-layer feed-forward neural network. The neural network is trained to indicate the road direction and the presence or absence of an obstacle. The proposed algorithm has been tested with the images different from the training images, and demonstrated its efficacy for recognizing lane and obstacles. Based on the test results, it can be said that the algorithm successfully combines the traditional image processing and the neural network principles towards a simpler and more efficient driver warning or assistance system

Key Words : Image processing(영상처리), Neural network(신경망), Edge detection(윤곽선 검출), Driving direction(주행방향), Obstacle(장애물)

1. 서론

차량의 지속적인 증가와 열악한 도로유에 의해 교통 체증과 사고에 의한 사회적, 경제적 손실이 크게 증대되고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 도로 시스템을 개선시키거나 기존 차량에 새로운 기능을 추가하여 안전성을 향상시키려는 연구가 진행되고 있다. 특히, 차량이 주변 상황을 스스로 인식하여 위험한 상황에 대해서 자동적으로 운전자에게 경고(alarm)를 주는 차량 충돌 방지 시스템에 대하여 활발한 연구가 진행되고 있다. 또한, 운전자에게 있어 보다 안전한 운전 환경을 제공하기 위한 자율주행 시스템에 대한 연구도 전세계적으로 활발히

진행 중인데, 이러한 자율주행 시스템의 효과적인 구축을 위해서는 다른 차량의 위치 및 속도와 같은 도로의 상황에 관한 보다 정확하고 많은 정보를 필요로 한다. 대부분의 이와 같은 연구에서는 레이저나 레이더 센서를 중심으로 연구가 진행 중이나, 레이저 센서는 비임(beam)의 폭이 지나치게 좁아서 전방의 장애물을 감지하지 못할 수도 있고 안개나 비와 같은 기상조건의 제약을 받는다. 또한, 레이더 센서는 전파의 확산이 지나치게 넓은 경향이 있어서 인접 차선의 차량을 장애물로 인식할 수도 있고 다른 차량의 레이더 신호를 수신하여 오동작을 일으킬 수 있다. 그리고, 자동차용 레이더와 레이저는 최근에 개발되어 상당히 고가이며, 곡선도

* 부산대학교 기계기술연구소

** 국방과학연구소 제1연구개발본부

*** 부산대학교 기계공학부 및 기계기술연구소

로 통과 같은 상황에서 장애물의 올바른 인식에 한계가 있다고 알려져 있다.

한편, 비전(vision) 센서를 이용한 도로의 정보는 매우 포괄적일 뿐만 아니라, 차선과 장애물 등의 다양한 정보를 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이와 같은, 비전 시스템에 의한 차선 및 장애물 정보 시스템이 주행 환경 중 받아 들여야 할 정보로는 도로의 굴곡에 해당하는 도로의 상태나 직선 도로와 곡선도로에 해당하는 도로의 형상, 그리고 다른 차량이나 보행인과 같은 장애물 인식 등을 들 수 있다. 이를 위해, 획득된 영상에 경계선 검출 연산자를 적용하고, 이러한 경계선 정보로부터 차선을 검출하기 위해 Hough 변환에 의한 직선 검출, 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing)에 의한 곡선 검출 등과 같은 경계선에 기반한 차선 검출 알고리즘이나 최소자승법과 같은 수학적 방법을 사용하는 것이 일반적이었다⁽¹⁻³⁾. 하지만, 이와 같은 방법들은 상당한 계산량이 필요하기 때문에 실시간으로 운전자에게 도로의 정보를 제공하기가 곤란하며, 다양한 도로의 상황을 처리하기가 곤란하다는 점이 있다.

이러한 실시간적인 제약을 극복하기 위하여 신경망과 퍼지논리를 이용한 연구가 활발히 진행되었다⁽⁴⁾. 이러한 연구 중에 가장 널리 알려진 것이 미국의 Carnegie Mellon University의 ALVINN (Autonomous Land Vehicle In a Neural Network)인데 시속 88km로 주행할 수 있는 정도의 실시간 처리 능력을 갖고 있다. 하지만 이러한 실시간적인 성능을 위하여 상당히 많은 입력을 필요로 해서 960개의 pixel 값과 256개의 거리정보, 영상의 밝기를 알려주는 하나의 값으로 구성된 1217개의 입력을 사용하고 있다. 이렇게 많은 입력은 실질적인 시스템에서 사용하기에는 가격과 복잡성, 신뢰성 문제에서 상당한 문제가 될 수 있다.

이 논문에서는 도로의 영상을 이용하여 도로의 굴곡과 장애물의 유무를 판단하는 시스템을 위한 알고리즘을 제안하였다. 이를 위하여 영상을 이용하는 위의 두 가지 방식을 적절히 조합하여 수학적 처리를 감소시켜서 실시간적인 성능을 얻고 약간의 수학적 처리를 거친 영상 정보를 신경망에 입력시킴으로써 신경망의 크기를 축소하였다.⁽⁷⁾ 보다 구체적으로는, 전통적인 영상처리 기법을 이용하여 카메라로부터 얻은 영상의 잡음을 제거한 후 윤곽선을 검출하고 검출된 차선 사이를 흰색으로

채워서 신경망을 위한 입력을 준비하였다. 27개의 입력노드를 갖는 신경망은 처리된 영상을 27개의 sub-window 내부의 pixel의 값의 평균을 받아들이고 도로의 방향과 장애물의 유무를 18개의 출력노드를 통하여 나타내도록 설계되었다. 이러한 결과를 처리속도를 실시간 요구에 근접시킬 수 있는 가능성을 보였으며 단순한 신경망을 이용하여 운전자 정보 및 보조시스템을 구성할 수 있는 점을 보였다.

2. 비전 시스템(Vision System)

2.1 비전 시스템의 구성

본 연구에서는 도로의 영상을 획득하기 위해, Fig. 1과 같이 자동차에 비디오 카메라를 설치하여 촬영하였다. 촬영된 도로의 영상을 프레임 그래버(frame grabber) 역할을 하는 비전 보드를 통해 8비트 gray level로 정량화(quantization) 시킨 후, 그 후 모든 영상처리는 펜티엄급 컴퓨터에서 수행되었다.



Fig. 1 Filming Device For Obtaining Road Image

이렇게 획득된 영상 정보를 바탕으로 신경망에 의한 도로의 방향이나 장애물 인식을 효과적으로 수행하기 위해, 본 연구에서는 Fig. 2와 같이 영상 전처리 알고리즘과 신경망을 이용한 패턴 인식 알고리즘을 구성하였다. 영상 전처리 알고리즘은 영상의 질을 개선하거나 영상을 특정한 목적에 맞도록 변환시키는 등의 영상처리를 의미하는 것으로, 도로의 영상을 신경망 입력 정보로 변환하는 과정을 포함한다. 또한, 패턴 인식 알고리즘은 전처리 알고리즘에 의해 변환된 영상을 바탕으로 신경망

입력에서부터 학습 과정과 신경망 출력까지를 포함한다. 또한, 본 시스템에서는 알고리즘 처리를 용이하게 하면서 처리시간을 단축시킬 수 있도록 Fig. 3과 같이 영상 전처리 윈도우와 신경망 입력 윈도우로 구성된 두 개의 서브-윈도우(sub-window)를 설정하였다. 영상 전처리 윈도우는 화소(pixel)에 대해 가로×세로의 크기가 640×290이며, 신경망 입력 윈도우는 450×150의 크기이다. 이러한 윈도우의 크기는 카메라의 각도에 직접적으로 영향을 받는다.

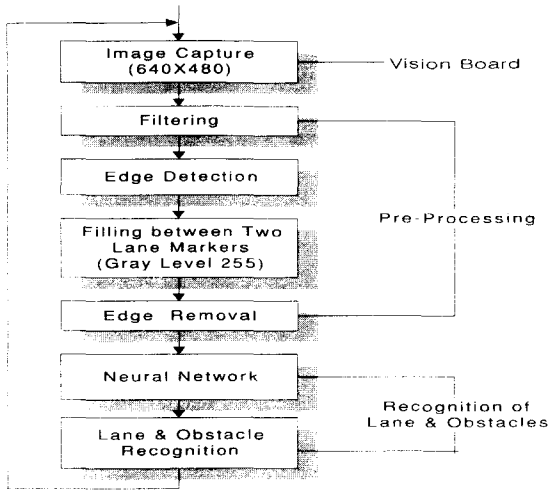


Fig. 2 Flowchart for Recognition of Lane & Obstacle

2.2 영상 전처리부(Image Pre-processing)

2.2.1 잡음 제거(filtering)

카메라로부터 얻은 영상은 전기적인 센서 잡음과 화상 잡음(photographic grain noise) 등을 포함하는데, 이러한 잡음은 필터링에 의하여 감소될 수 있다. 잡음 제거를 위한 필터링 기법에는 저역 통과 필터링(low pass filtering)과 상위 통과 필터링(high pass filtering), 중위수 필터링(median filtering) 등이 있다⁽⁸⁻¹⁰⁾.

잡음이 정상적인 영상이 갖는 주파수보다 높은 주파수 성분을 가질 때, 저역 통과 필터링은 이러한 잡음을 평활화(smoothing)하는데 적합하며, 상위 통과 필터링은 배경과 물체의 경계부분을 돋보이게 하는 역할을 한다. 그리고, 중위수 필터링은 주위의 경계를 형성하는 화소들에 대하여 그 중앙값을 대표 값으로 취하는 것으로 충격과 잡음(impulse

noise)에 대하여 효과적인 것으로 알려져 있다. 본 연구에서는 잡음을 효율적으로 제거하고, 처리 시간을 단축시키기 위해 저역 통과 필터를 사용한다.

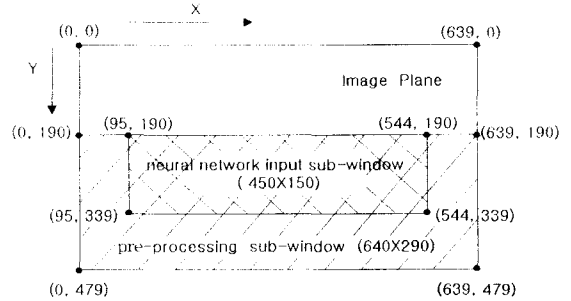


Fig. 3 Pre-processing and Neural Network Input Sub-windows

2.2.2 윤곽선 검출(edge detection)

윤곽선은 영상에서 명암의 변화가 급격히 발생하는 곳에서 나타나며, 이러한 윤곽선은 영상의 특징(feature)을 추출하는데 사용된다. 이러한 윤곽선 검출은 명암에서의 불연속성이나 명암의 구배(gradient)의 불연속성 등을 검출하는 것으로, 검출의 결과는 보통 불연속성의 방향과 크기가 된다.

윤곽선 검출방법으로는 구배도를 이용한 방법과 화소 공간에서의 명암도를 적당한 면함수에 적합시키는 방법(surface fitting), 2계 미분에 의한 방법(second derivative methods) 등이 있는데, 본 연구에서는 화소 공간에서 구배도를 이용하는 방법을 취하였으며, 구배 연산자로서는 윤곽선 검출에 성능이 뛰어난 것으로 알려져 있는 Sobel 마스크(mask)를 사용하였다⁽⁸⁻¹⁰⁾.

Fig. 4는 3×3의 Sobel 마스크와 (x, y)에 대한 3×3 화소를 나타내고 있는데, (x, y)에 대한 3×3 화소에 마스크 S_x 와 S_y 를 적용시켰을 때의 구배도 G_x 와 G_y 는 식 (1)과 (2)에 의해 구해지며, 구배도 크기 G 는 식 (3)에 의해 얻어지는데, G 가 주어진 역치 T 보다 큰 경우의 (x, y)는 윤곽선 상의 화소로 간주하게 된다.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) sobel mask for x direction : S_x

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b) sobel mask for y direction : S_y

$f(x-1, y-1)$	$f(x, y-1)$	$f(x+1, y-1)$
$f(x-1, y)$	$f(x, y)$	$f(x+1, y)$
$f(x-1, y+1)$	$f(x, y+1)$	$f(x+1, y+1)$

(c) pixel values for (x, y) and surrounding pixels
Fig. 4 3×3 Sobel Mask

$$G_x = f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x-1, y) - f(x-1, y+1) \quad (1)$$

$$G_y = f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) - f(x-1, y-1) - 2f(x, y-1) - f(x+1, y-1) \quad (2)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

2.2.3 신경망 입력패턴의 구성

윤곽선을 검출한 후 차량이 주행하는 차선의 안쪽을 gray level이 255인 흰색으로 채우는 과정으로, 차선이 연속적으로 나타난 부분과 불연속적으로 나타난 부분에 대해 분류하여 다음과 같은 방법을 사용하였다.

① 연속적인 차선 부분

차선이 연속적인 부분은 Fig. 5와 같은 방법으로 흰색을 채우는데, 양쪽 차선에 대해 중간화소(X,Y)에서부터 x축 양쪽 방향으로 gray level 255를 채워 나간다. 일반적으로, 차선의 윤곽선에 해당

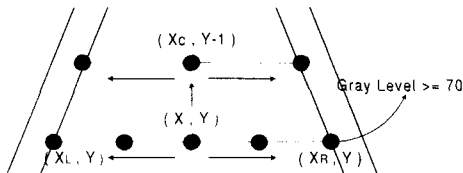


Fig. 5 Filling between Continuous Lane Markers

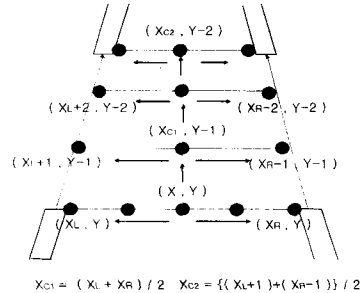
하는 화소는 gray level 70보다 큰 값을 가지므로 70 이상의 화소가 검출될 때까지 계속한다. 만약, 윤곽선이 검출되면 gray level 255를 채우는 것을 멈추게 되는데, 음의 방향에서 검출된 X값을 X_L 이라고 하고, 양의 방향에서 멈춘 X값을 X_R 이라고 하여, X_R 과 X_L 의 산술평균으로 차선의 중앙을 나타내는 X_C 를 구한다.

양방향으로 흰색을 채우는 과정이 끝나면 y축 방향으로 1을 감한 좌표($X_C, Y-1$)의 화소에서 다시 x축 양방향으로 gray level 255를 채워나간다. 이상

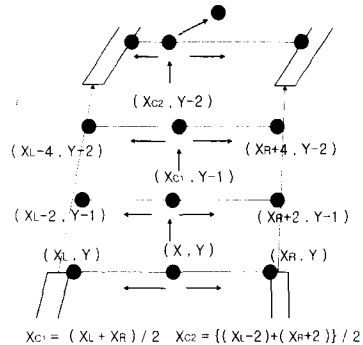
과 같은 방법으로 X_C 는 양쪽 차선의 중심을 따라 이동하게 된다. 그리고 X_L 과 X_R 사이에서 화소가 특정 개수 이하가 되면, 이 과정을 멈추게 되는데, 본 연구에서는 15개의 화소로 선정하였다. 이 경우는 양쪽 차선이 화면상에서 만나는 지점에 가깝거나 장애물이 검출된 것을 의미한다

② 불연속적인 차선 부분

차선이 연결되어있지 않은 부분의 차선 내부를 흰색으로 채우기 위하여 일반적인 도로 영상의 특징을 사용하였으며, Fig. 3에서 y축 방향으로 280~480픽셀은 가까운 부분, 1~279픽셀은 먼 부분으로 정하였다. 즉, 차량에서 가까운 부분의 도로 영상은 차선이 좌우 대칭적으로 좁아지는 특성을 갖고 있으므로 근접한 부분은 Fig. 6 (a)에 나타난 것과 같이 좌우로 한 픽셀씩을 좁혀나가는 방식을 사용하였다. 한편, 차량에서 먼 부분에서는 차선이 좁아지는 특징은 동일하지만 도로의 진행방향에 따라 화면 중심으로부터 좌우로 벗어나는 특징이 있다. 이러한 이유로 Fig. 6 (b)에 나타난 것과 같이 좌우로 각각 두 픽셀씩 넓혀 갈 수 있도록 하였다.



(a) Lane Breaks Close to Camera



(b) Lane Breaks Far from Camera

Fig. 6 Filling between Non-continuous Lane Markers

2.2.4 윤곽선(Edge) 소거

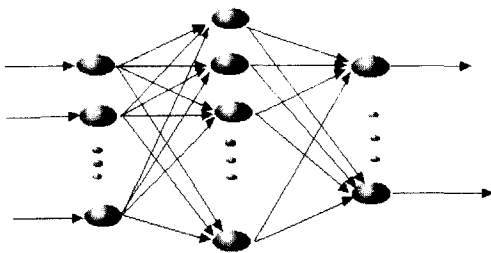
양쪽 차선 내부를 흰색으로 채우고, 과정을 수행한 후, 차선을 비롯한 차선 주위의 윤곽선을 소거한다. 이 과정에서 3×3의 마스크에 속한 화소들의 값을 합산하여 마스크 내의 9개 화소에 해당하는 gray level이 모두 255일 경우에 2295(=9×255)가 되므로, 합계가 2295 미만이면 해당 화소의 값을 0으로 하여 윤곽선을 소거한다.

2.3 차선방향과 장애물 인식부

2.3.1 적용된 신경망 구조

뉴런이라 불리는 많은 비선형 연산소자로 구성되어 있는 신경망은 각각의 뉴런들이 서로 다른 가중치(weight)로 연결되어 있으며, 성능을 향상시키기 위해 가중치를 스스로 조절할 수 있는 학습 능력을 가지고 있다. 이러한 학습 능력은 신경망의 가장 큰 특징이며, 지식의 표현을 여러 가지 예(example)에 의한 학습을 통해 자신의 규칙을 스스로 만든다. 또한, 신경망은 정보를 저장하는 방식에 있어서도 큰 특징을 갖는데, 예를 들어 입력과 원하는 출력쌍에 의해 표현되는 지식이 회로 내의 메모리 단위로 나누어져 있기 때문에 회로에 부분적인 입력이 들어오면 신경망은 메모리에서 가장 가까운 쌍을 찾아서 합리적인 출력을 낸다. 이것은 인간의 두뇌 작용과 유사한 것으로 신경망의 이러한 특성에 의해 불완전하고 잡음이 있는 입력에 대해서도 적절한 출력을 얻을 수 있다.

일반적으로 이용되는 신경망은 전방향 3계층 구조인데, 외부 입력을 받아들이는 입력층(input layer), 처리된 결과가 출력되는 출력층(output layer), 입력층과 출력층 사이에 위치하여 외부로 나타나지 않는 은닉층(hidden layer)으로 구성된다.본 연구에서 적용된 신경망 구조는 Fig. 7과 같으며,



Input Layer(27) Hidden Layer(30) Output Layer(18)
Fig. 7 Neural Network Architecture

입력층과 은닉층, 출력층에 대한 뉴런의 개수는 각각 27개와 30개, 18개로 구성하였다.

신경망의 입력은 450×150 크기의 신경망 입력 서브-윈도우를 27개의 소집합 윈도우로 나누어 각 소집합 윈도우내의 값들을 취하게 되는데, 이 신경망 입력 서브-윈도우 내에서 획득된 정보로 도로의 형상이나 장애물 등이 있다는 결정을 내리게 된다. 즉, 신경망 입력 서브-윈도우는 Fig. 8과 같이 27개의 소집합으로 구성되는데, 하나의 소집합에는 가로 50화소, 세로 50화소로 구성된다. 신경망 입력층의 i 번째 뉴런의 입력값은 i 번째 소집합에 속한 화소들의 pixel value의 합을 정규화한 것이다.

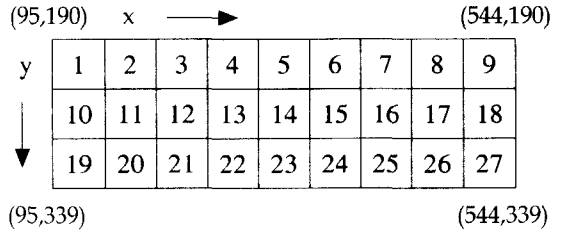


Fig. 8 Sub-window for Neural Network Input

2.3.2 학습 및 출력 형태

본 연구에서 적용된 신경망의 학습 알고리즘으로는 감독학습법의 일종이면서 일반적으로 많이 사용되는 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 적용하였는데, 이것은 비선형 뉴런을 갖는 다층 신경망을 학습시킬 수 있는 알고리즘이다. 역전파 학습 알고리즘은 학습 입력 패턴을 신경망에 입력하여 출력을 구하고, 구해진 출력과 목표치와의 차이를 구해 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층과 은닉층의 연결 강도를 변경하는 방법이다.

여기서, 목표 출력값은 무한 원점의 위치를 기준으로 하는데, 무한 원점이란 차량이 주행하는 도로의 양쪽 차선이 영상 면에서 만나는 지점 혹은 만나지 않더라도 무한히 연장하면 만나는 지점으로 정의하는 것이다. 무한 원점을 수학적으로 구할 수도 있지만 계산량이 많고 정확한 계산결과가 큰 의미를 갖지 않기 때문에, 본 실험에서 목표 출력값은 사용자가 지정해 주는 방식을 취하였다.

신경망의 각 뉴런에 있어, 활성화 함수는 입력과 연결강도의 가중합을 구한 후, 이 값이 어떠한 형태로 출력되는 가를 정의한 것으로 단조 증가하는 함수이어야 한다. 여기에는 항등(identity), 경사(ramp), 계단(step) 함수 등이 있으나, 식 (4)과 같이

탄극성 시그모이드 함수를 사용하였다⁽¹¹⁻¹²⁾. 이러한 시그모이드 함수는 지수 함수 연산을 수행해야 하는 문제점이 있으나, 아날로그 출력이 나오는 장점이 있어 일반적으로 사용되는 활성화 함수이다. 여기서, net 는 입력치 가중들의 합이며, λ 는 경사도를 의미하는 것으로 컴퓨터 계산시간의 감소와 오버플로우나 언더플로우를 방지하기 위하여 1로 하였다.

$$f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda net)} \quad (4)$$

그리고, 신경망의 출력은 모두 18개로 구성되어 있으며, Fig. 9와 같은 형태로 출력된다. Table. 1은 각 출력 뉴런의 의미를 나타내는 것으로, 1 ~ 3번 뉴런에서 최고 값이 출력되면 무한원점이 화면에 왼쪽에 존재하여 도로의 진행방향이 급하게 좌회전하고 있음을 나타내고, 4 ~ 6번 뉴런은 완만한 좌회전을 의미한다. 그리고, 7 ~ 9번 뉴런은 전방의 도로가 직선임을 의미하며, 10 ~ 12번 뉴런은 완만하게 우회전하는 것을 나타내는 것이다. 마지막으로 16 ~ 18번 뉴런에서 최고 값이 출력되면 전방에 장애물이 있다는 것을 의미한다. 도로 형태에 따른 출력값을 3개씩 설정한 이유는 학습되지 않은 영상이 입력으로 사용될 경우에 있어서 출력값에 현실성을 주기 위해서이다.

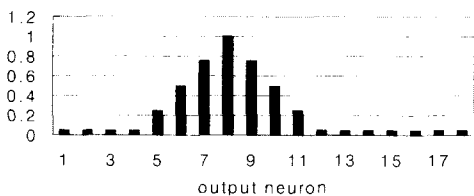


Fig. 9 Neural Network Outputs

Table 1 Meaning of Neural Network Outputs

Peak Output Neuron	Meaning
1 ~ 3	Sharp Left Turn
4 ~ 6	Smooth Left Turn
7 ~ 9	Forward Straight
10 ~ 12	Smooth Right Turn
13 ~ 15	Sharp Right Turn
16 ~ 18	Obstacle Detection

2.3.3 기존의 방법과의 비교

ALVINN에서 적용된 방법과 신경망과 본 논문에서 제안한 방법의 차이점은 Table. 2와 같으며, 기존의 방법과의 차이점은 신경망에 입력하기 전에 전처리를 거침으로써 신경망의 입력수를 줄인 것이다.

Table 2 Comparison between ALVINN and the Proposed Method

	ALVINN	Proposed Method
Image Type	blue scale from RGB image	8-bit gray scale
Pre-processing	none	noise filtering, edge detection, filling process, edge removal
Neural Network Inputs	도로영상입력 30×32 = 960 (전체영상을 10픽셀 간격으로 선택) distance information 8×32 = 256 single input 1 ==> 1217 개	27 normalized pixel values within the 450×150 sub-window
Neural Network Output	45개(steering direction) + 1개 (road intensity feedback unit)	18개 (주행방향 및 장애물 판별)

3. 실험 결과

본 실험을 위한 입력 영상은 고속도로와 국도에서 촬영된 것이며, 도로 상에 기호나 문자가 있는 경우에 대해서는 고려하지 않았다. 실험은 직선 도로와 곡선 도로, 장애물이 있는 경우에 대한 영상을 신경망에 학습시키고, 학습되지 않은 영상에 대한 출력이 얼마나 가까운가를 검증하였다

3.1 직선 도로

Fig. 10의 직선 도로는 신경망에 학습된 영상으로서 640×480의 크기이며, 그 중에서 전처리 서브 윈도우에 해당되는 영역만에 대하여 잡음을 제거한 것이 Fig. 11이다. 이 영상에 대하여 경계선 검출을 완료하고 검출된 차선 사이를 gray level 255인 흰색으로 채우는 과정을 완료한 결과가 Fig. 12에 나타나 있다. 차선을 포함한 차선 주위의 윤곽선을 제거한 후 Fig. 13에 나타난 450×150의 굵은 실선에 해당하는 신경망 입력 서브-윈도우의 영상을 Fig. 14과 같이 27개의 소집합으로 나누어 신경망에

입력한다. Fig. 15는 이 영상에 대한 신경망 출력값을 보이고 있는데, 8번 뉴런에서 최고값이 출력되므로 주행방향은 전방으로 직진임을 나타내고 있다. 이것은 학습된 영상을 대상으로 수행된 것이므로, 학습된 입력에 대하여 실제 출력값이 목표 출력값을 잘 추종하는 것을 보이고 있다.



Fig. 10 Straight Road



Fig. 11 Straight Road after Pre-processing



Fig. 12 Straight Road after Filling
Neural Network Input Image



Fig. 13 Straight Road after Edge Removal

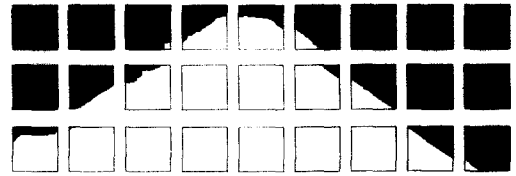


Fig. 14 Neural Network Input

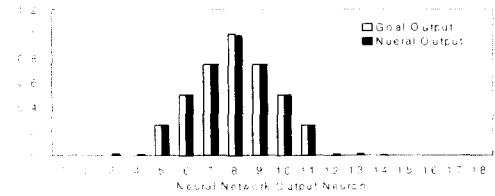


Fig. 15 Neural Network Output

3.2 곡선 도로

Fig. 16와 Fig. 17은 학습된 곡선도로의 신경망 입력 영상과 신경망 출력을 보이는 것이다. 반면에 Fig. 18은 Fig. 16과 유사한 학습되지 않은 신경망 입력 영상이다. 이것에 의한 신경망 출력은 Fig. 19인데 5번 뉴런에서 최고 값이 출력되어 도로의 진행방향이 완만하게 좌회전이라는 것을 알 수 있다.



Fig. 16 Left-Turning Road for Training

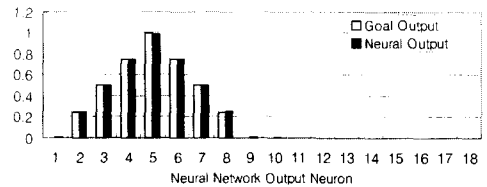


Fig. 17 Neural Network Outputs of
Left-Turning Road for Training



Fig. 18 Left-Turning Road for Interpolation

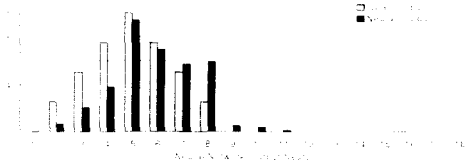


Fig. 19 Neural Network Outputs of Left-Turning Road for Interpolation

3.3 전방에 장애물이 존재하는 경우

장애물이 있는 도로는 신경망 입력 서브-윈도우 내에 0의 값을 가진 화소들이 많이 나타나는데, 특히 장애물이 가까이 있는 경우는 윈도우내의 모든 화소들의 값이 0으로 나타날 수도 있다. Fig. 20은 전방에 장애물이 있는 학습된 영상 데이터로서, Fig. 21과 같이 윤곽선 검출 후 흰색을 채운 영상을 거쳐 Fig. 22의 영상이 신경망에 학습을 위해 입력되어, Fig. 23과 같이 효과적으로 학습된 결과가 나왔다. Fig. 24은 학습되지 않은 영상으로 Fig. 25와 Fig. 26을 거쳐 Fig. 27의 신경망 출력값을 얻었다. 이것의 결과는 17번 뉴런에서 최고의 값이 출력되었으므로 장애물이 있다는 것을 정확하게 판단한 것이며, 신경망 입력영상에서 왼쪽하단에 약간의 흰색이 들어있기 때문에 2번 뉴런에서 미미하지만, 신경망을 통한 해당 수치가 표시되었다.



Fig. 20 Image with Obstacle for Training



Fig. 21 Image after Filling



Fig. 22 Neural Network Input Image

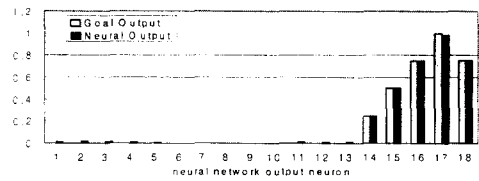


Fig. 23 Neural Network Outputs

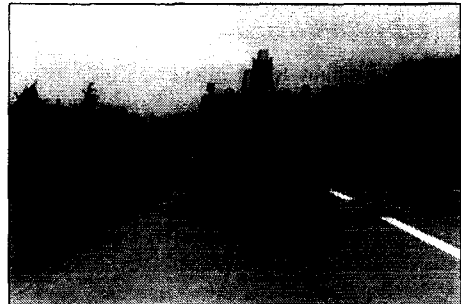


Fig. 24 Image with Obstacle for Interpolation

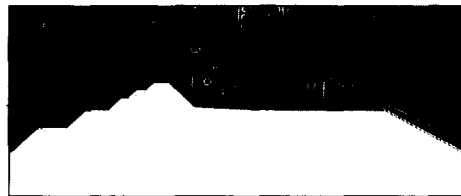


Fig. 25 Image after Filling



Fig. 26 Neural Network Input Image

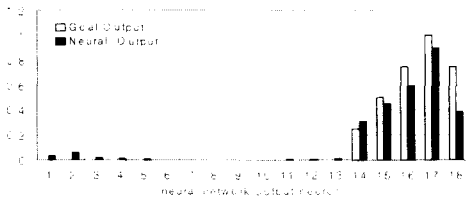


Fig. 27 Neural Network Output

3.4 시스템 처리 속도

본 논문의 결과가 차량 자율주행 시스템이나 충돌방지 시스템 등에 적절히 응용되기 위해서는 빠른 처리시간을 요구하는데, 타당성을 조사하기 위하여 처리시간을 산출하였다. 서브-윈도우(640×290)내에서 전처리 알고리즘을 수행할 경우의 처리시간은 Table. 3과 같이 총 1036ms이다. 영상을 획득하는 시간은 카메라에서 샘플링(sampling)하는 시간과 비전 보드의 메모리에서 컴퓨터의 메모리로 영상을 옮기는 시간인 100ms가 추가적으로 필요하나, Table. 3에는 포함하지 않았다. 이러한, 처리시간은 100km/h의 속도로 주행할 경우에 초당 27.8m를 주행하게 되므로 실시간 처리면에서 만족스럽지 못하다

따라서, 많은 처리시간을 요하는 전처리 알고리즘의 서브-윈도우 크기를 450×290 크기로 줄여서 시간을 측정하였다. 이 서브-윈도우는 시스템에 영향을 미치는 부분만 해당되는 것으로, Table. 4와 같이 716.67ms의 결과를 얻었으며, 이는 Table. 3보다 약 30% 가량 처리시간이 감소된 것이다. 하지만 실시간으로 처리하기엔 아직 계산시간이 긴 편인데, 적어도 실시간으로 적용하기 위해선 초당 5프레임 내외를 처리할 수 있는 속도가 필요하다. 이를 위해서는 알고리즘의 보완과 DSP(Digital Signal Processor)와 같은 적절한 하드웨어의 적용이 필요하다.

Table 3 System Processing Time (Pre-processing 640 × 290 Sub-window)

Filtering	306.67 ms
Edge Detect and Filling	610 ms
Edge Removal	57.5 ms
Neural Network	11.17 ms
Display	51.33 ms
Total	1,036 ms

Table 4 System Process Time (Pre-processing 450 × 290 Sub-window)

Filtering	200.83 ms
Edge Detect and Filling	406.67 ms
Edge Removal	46.67 ms
Neural Network	11.17 ms
Display	51.33 ms
Total	716.67 ms

4. 결론

본 연구에서는 비전 센서와 신경망을 이용해 도로의 형상에 따른 도로의 진행방향과 장애물을 인식하는 시스템을 구축하였다. 구축된 시스템은 비전 센서를 통해 획득된 도로의 영상을 필터링과 윤곽선 검출, 소거와 같은 전처리 단계를 거쳐 신경망 입력 서브-윈도우를 27개의 소집합으로 구성하여 신경망으로 입력한다. 이러한 입력에 대하여 신경망의 출력은 총 18개의 뉴런으로 구성되어 있으며, 다섯 방향의 도로와 장애물 유무를 출력할 수 있도록 구성하였다.

이 연구에서는 기존의 영상처리 기법과 신경망 이론을 결합하여 적용함으로써 신경망만을 이용했을 때보다 간단한 신경망을 이용할 수 있었고 영상 처리만을 이용한 결과보다 빠르게 처리할 수 있는 가능성을 보였다. 이 같은 방식을 이용한 운전자를 위한 차선이탈 경보시스템의 개발 가능성을 보였고, 궁극적으로는 자율주행 시스템의 기초가 될 수 있을 것이다. 실질적인 응용을 위해서는 그림자나 화살표 같은 잡음이 포함된 영상을 처리하는 기법, 처리시간을 단축하는 알고리즘 및 하드웨어의 개발, 오경보를 감소시키는 기법 등이 연구되어야 할

과제이다.

후기

본 연구는 '97년도 교육부 학술연구 조성비(과제 번호 : 기계공학 ME97-H-02)에 의하여 연구되었습니다.

참고문헌

1. Toshiaki Kakinami, Jun Sato, Mitsuyoshi Saiki, and Kunihiko Soshi. "Autonomous Vehicle Control System Using an Image Processing Sensor," SAE, 1995.
2. 정준익, 최성규, 노도환, "직선 Edge 추출에 의한 주행방향 및 장애물 검출에 관한 연구," KACC, October 1996.
3. 문영수, 정상철, 이준용, 강동중, 권인소, "교통 정보 검지기 및 지능형 자동차 개발을 위한 영상처리 알고리즘," ICASE, 1996년 11월.
4. 박진수, 김태근, 박철수, 김의선, 김이곤, 임영철, "퍼지엔트로피와 퍼지정도의 인덱스를 이용한 도로경계선 추출용 임계값 자동선정," 자동제어공학회, 1995.
5. Wei LI, Xiaojia JIANG, Yongqiang WANG, "Road Recognition for Navigation of an Autonomous Vehicle By Fuzzy Reasoning," IEEE, 1996.
6. Shumeet Baluja, "Evolution of an Artificial Neural Network Based Autonomous Land Vehicle Controller," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - PART B: Cybernetics, Vol. 26, No.3, June 1996.
7. 김명수, 양성훈, 이석, "신경망을 이용한 차량의 주행방향과 장애물 인식에 관한 연구," 한국정밀공학회 '97년도 추계학술대회논문집, pp. 431 ~434, 1997.
8. Ramesh Jain · Rangachar Kasturi · Brian G.schunck, machine vision, Mcgraw-Hill, 1995.
9. 金熙昇, 영상인식 - 영상 처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식, 신경망 -, 생능출판사, 1994.
10. Ioannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, 1993.

11. Jacek M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems," West Info Access, 1992.
12. 오창석, 뉴로 컴퓨터, 지성출판사, 1996.