

# 내구시험의 무인 주행화를 위한 비포장 주행 환경 자동 인식에 관한 연구

이상호\*, 이정환, 구상화  
국방과학연구소

## The Study for Image Recognition of Unpaved Road Direction for Endurance Test Vehicles Using Artificial Neural Network

Sang Ho Lee\*, Jeong Hwan Lee and Sang Hwa Goo

Agency for Defense Development, P.O. Box 126 Changwon, Kyoung-Nam 641-600, Korea

**Abstract** : In this paper, an algorithm is presented to recognize road based on unpaved test courses image. The road images obtained by a video camera undergoes a pre-processing that includes filtering, gray level slicing, masking and identification of unpaved test courses. 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. The proposed algorithm has been tested with the images different from the training images, and demonstrated its efficacy for recognizing unpaved road. 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), Driving direction(주행방향), Unpaved test course(비포장시험로), pixel(화소)

### 1. 서론

차량에 대한 시험으로는 크게 속도, 가속도, 제동시험 등과 같이 차량 기본성능에 대한 기동 성능시험과 완성 장비의 장치별 사용률에 따른 신뢰도, 내구도, 정비도 등의 요소를 평가하기 위한 내구도 주행시험 등으로 구분된다.

내구도 주행시험은 장기간 동일한 도로 환경

에서 차량이 지속적으로 운행됨으로써, 운전자의 피로나 실수로 인한 사고 가능성에 대한 위험이 존재한다. 그리고 내구도 주행 시에 일정시간 간격으로 시험차량의 운전자를 계속해서 교체해야 하는 불편함과 함께, 여러 명의 운전자를 유휴 상태로 대기시킴으로써 비경제적인 요소를 지니고 있다. 무엇보다도 시험결과 측면에서 운전자에 따라 차량에 가해지는 가속도에도 차이가 있다.

따라서, 내구시험의 신뢰도 및 정밀도 향상을

\* 교신저자 : ppowertrain@paran.com

위해 차량의 무인주행시험을 목적으로 하며, 본 논문은 차량 자율주행을 위한 선결 조건이라고 할 수 있는 차량의 자동적인 주행방향 인식에 관한 연구로서, 비포장로 상에서 주행 가능한 영역에 대해 차량 스스로 인식 능력을 갖추는 것을 의미한다.

일반적으로 차량의 주행환경은 크게 비포장도로와 포장도로로 구분한다. 포장도로의 경우에는 도로의 차선이나 경계선에 의하여 발생하는 에지(edge)를 이용하는 것이 일반적이다<sup>2</sup>. 그리고 비포장도로의 경우에는 노면의 불균일성 때문에 영상으로부터 색 성분을 이용하여 도로와 주행이 불가능한 비도로로 분류하는 방법이나 스테레오 비전(stereo vision)을 이용하여 주행 가능 지역을 인식하는 방법이 추천된다<sup>1,3,4,5</sup>.

본 논문에서는 많은 연구가 수행되고 있는 포장도로와 달리 국방과학연구소 기동시험장의 내구시험로가 수행되는 비포장 자갈길과 야지와 같은 주행환경에서의 주행방향 자동인식기술을 개발하는 것이다.

## 2. 인식기 구성 및 알고리즘

### 2.1 인식기 구성

비포장로에서 주행가능 영역에 대한 영상을 획득하기 위해 Fig 1과 같이 차량에 카메라를



Fig. 1 Image aquisition system in vehicle

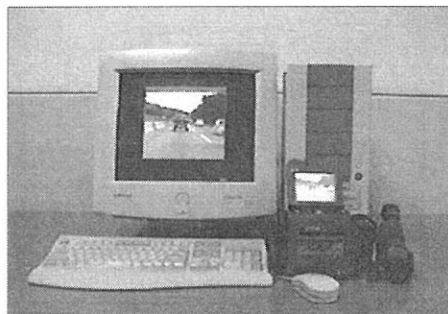


Fig. 2 Image processing system

설치하며, 촬영된 도로의 영상은 영상처리를 위해 Fig 2의 영상처리용 컴퓨터에서 수행된다. 특히, 획득된 영상은 Oculus Tci-Vga Ultra II보드에 의해 8비트의 그레이 레벨로 이진화된다.

### 2.2 알고리즘

이상에 의해 획득된 영상 이미지를 바탕으로 비포장도로의 주행방향을 효과적으로 인식하기 위해, 본 연구에서는 Fig 3과 같이 영상 전처리 알고리즘과 신경망에 의한 패턴인식(pattern recognition) 알고리즘으로 구분하여 개발하였다.

영상 전처리 알고리즘은 영상의 질을 개선하거나 특정한 목적에 따라 영상을 변환시키는 등의 영상 처리를 의미하는 것으로, 필터링과 그레이 레벨 슬라이싱(gray level slicing), 마스크(masking)를 포함하여 도로의 영상을 신경망 입력을 위한 정보로 변환하는 과정까지를 의미한다.

패턴인식 알고리즘은 전처리 알고리즘에 의해 변환된 영상을 바탕으로 신경망 입력을 위한 27개의 신경망 입력 원도우를 설정하는 것에서부터 획득된 영상 자료를 바탕으로 신경망이 학습하는 과정을 포함한다.

그리고 연속해서 입력되는 영상에 대한 도로 주행 방향을 신경망에 의해 출력하는 부분까지를 포함한다.

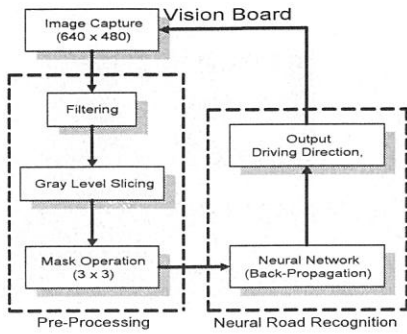


Fig. 3 Algorithm flow-chart

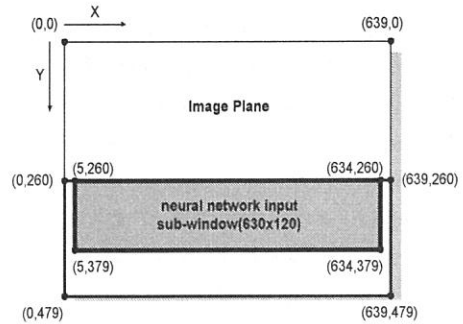


Fig. 4 Sub-window size

## 2.2.1 영상 전처리부

본 시스템에서는 그레이 레벨 슬라이싱에 의한 영상 전처리를 수행하였는데, Fig 4와 같이 640×480 크기의 화소(pixel)를 가진 영상 화면(image plane)에서 필터링과 그레이 레벨 슬라이싱을 수행한 후, 마스크 오퍼레이터(mask operator)에 의해 마스크를 수행한다. 이후, 630×120에 해당하는 화소 크기의 신경망 입력 윈도우라는 서브-윈도우(sub-window)를 설정하여 구축된 신경망의 해당 입력 뉴론에 들어가게 된다.

### 1) 잡음 제거

잡음 제거 과정의 필터는 지역 통과 필터를 사용한다. 일반적으로 윤곽선의 특성을 유지하기 위해 중위수 필터가 많이 사용되나, 중위수 필터는 마스크 내에서 대표되는 중간값을 대표값으로 취하므로 중간값을 찾기 위한 분류과정이 필요하여 많은 처리 시간이 요구된다는 단점이 있다.

### 2) 그레이 레벨 슬라이싱

영상의 특징(feature)을 추출하는데 사용되는 윤곽선 검출방법과 달리, 그레이레벨 슬라이싱은 특별한 영역만을 강조하고 싶은 경우에 사용하는 것이다. 본 연구에서는 도로에 차선이나 경계선이 없는 비포장 자갈길과 야지임을 고려하여 그레이 레벨 슬라이싱에 의한 방법을 사용하였다.

Fig 5는 본 논문에서 적용된 그레이 레벨 슬라이싱을 보이는 것으로, 그레이 레벨이 120에서 200까지는 모두 그레이 레벨값을 255인 흰색으로 높이는 대신, 다른 그레이 레벨값들은 0인 검정색으로 낮추도록 하였다.

### 3) 마스크 오퍼레이션

그레이 레벨 슬라이싱이 완료된 영상에서, 효과적인 신경망의 패턴인식을 위한 것으로, 3×3의 마스크를 수행하게 되는데, 다음의 식(1)에 의해 마스크 내의 그레이 레벨값을 모두 더한다. 여기서, 마스크 내의 9개 화소에 해당하는 그레이 레벨값이 모두 255일 경우에는 2295(=9×255)가 되므로, 마스크 내의 최소 5개 이상이 255인 G가 1125 이상이면 해당 화소의 값을 255로 변환시켜 마스크를 수행한다.

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

## 2.2.2 주행방향 인식부

### 1) 신경망 구조

본 연구에서 적용된 신경망은 전방향 3계층 구조이며, 입력층(input layer)과 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)에 대한 뉴런의 개수는 각각 27개와 30개, 18개로 구성하였으며, 신경망 뉴런의 활성화 함수는 단극성 시그모이드(unipolar sigmoid) 함수를 사용한다.

신경망의 입력은 630×120크기의 서브-윈도우 내의 값들을 취하게 되는데, 이 서브-윈도우 내에서 획득된 정보로 도로의 형상을 결정하게 된다. 또한, 서브-윈도우는 Fig 6과 같이 27개의 소집합으로 구성되며, 하나의 소집합에는 가로 70화소, 세로 40화소로 구성되어 있으며 총 2800화소가 된다.

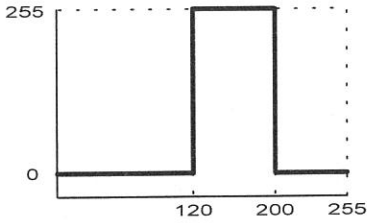


Fig. 5 Gray level slicing

신경망 입력층의  $i$ 번째 뉴런의 입력값은  $j$ 번째 소집합에 속한 화소들이 식(2)에 의해 0과 1사이의 값으로 정규화된다. 여기서,  $x_j$ 는 소집합에 속한 화소들의 값이며,  $N$ 은 714000(=2800×255)이다.  $\Sigma x_j$ 는 소집합들에 속한 화소들의 합으로 화소들의 특성을 반영하게 된다.

$$(Input)_i = \frac{\sum x_j}{N} \quad (2)$$

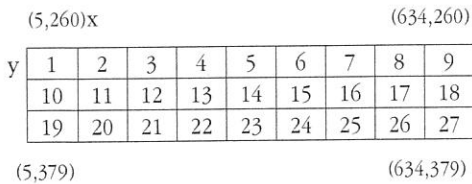


Fig. 6 Sub-window for neural network input

## 2) 학습 및 출력 형태

신경망의 출력 뉴런은 18개로 구성되어 있으며, 도로 형태에 따라 출력 뉴런의 패턴을 달리 한다. 즉, Table 1과 같이 5가지의 도로 주행 방향에 해당되는 도로 영상을 신경망 입력 데이터로 선정하였다. 도로의 주행방향에 따라 출력

되어야 할 교사 신호는 다음과 같다. Fig. 7은 급하게 좌회전을 요구하는 경우의 출력 패턴으로 각 출력 뉴런의 값과 함께, 2가지의 영상을 학습시켰다. 그리고, Fig. 8은 완만하게 좌회전, Fig. 9는 전방 직진, Fig. 10은 완만하게 우회전, Fig. 11은 급하게 우회전에 해당하는 출력패턴 및 학습데이터 수이다.

도로 형태에 따라 발생하는 출력값을 여러 뉴런에 의해 출력되도록 설정한 이유는 학습되지 않은 영상이 입력으로 사용될 경우에 있어서 출력값에 유연성을 주고, 다양한 도로의 특성을 보다 효과적으로 반영하기 위한 것이다.

Table 1 Learning data number

분류	주행방향	학습데이터수
1	급한 좌회전	2
2	완만한 좌회전	5
3	전방 직진	2
4	완만한 우회전	4
5	급한 우회전	2

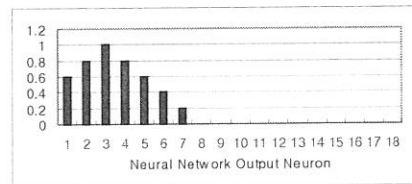


Fig. 7 Learning pattern for sharply left turn

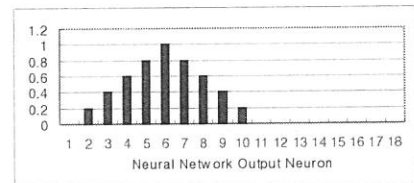


Fig. 8 Learning pattern for smooth left turn

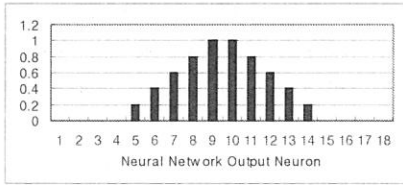


Fig. 9 Learning pattern for forward straight

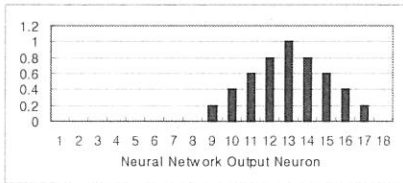


Fig. 10 Learning pattern for smooth right turn

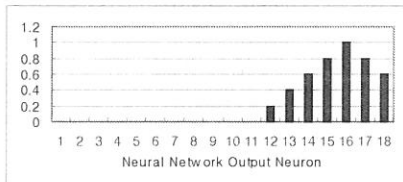


Fig. 11 Learning pattern for sharply right turn

### 3) 신경망 학습 효과

5가지의 주행방향에 따른 15개의 학습영상을 기준으로 학습을 수행한 후, 학습된 신경망의 유효성을 보이기 위한 것이다. Fig. 12는 학습 횟수에 대한 평균 에러를 보이는 것으로, 평균 에러가 0.065이하이면 학습이 종료되도록 하였다. 초기에 평균 에러가 5.8에서부터 시작하여, 학습이 진행됨에 따라 평균 에러는 지속적으로 감소되는 것을 알 수 있으며, 학습이 종료되었을 때의 학습 횟수는 약 12500번이었다.

### 2.2.3 데이터 처리 과정

Fig. 13은 640×480의 크기의 윈도우 내에서 완만하게 우회전해야 할 도로를 보이며, 신경망

에 의해 학습되지 않은 영상이다. 이것을 그레이 레벨값이 120에서 200까지 슬라이싱한 것이 Fig. 14이며, 이것이 완료되면 마스크를 거쳐 Fig. 15와 같이 630×120의 신경망 입력 서브-윈도우를 취한다.

Fig. 16이 Fig. 13에 대한 신경망 출력값이다. 13번 뉴런에서 최고 값이 출력되므로, 주행 방향은 완만한 우회전임을 나타내고 있어 신경망이 효과적으로 작동함을 알 수 있다.

### 2.2.4 시스템 처리 속도

본 논문의 결과는 차량 자율 주행시스템이나 차량 추돌 방지시스템 등에 사용될 수 있으며, 효과적인 적용을 위해서는 빠른 처리시간을 요구하며, 사용 타당성을 평가하기 위해 처리시간을 산출하였다.

640×480의 영상을 획득하여 8비트 그레이 레벨로 이진화시키고, 이를 비전보드 메모리에서 컴퓨터 메모리로 영상을 옮기는데 걸리는 시간은 대략 100 msec 정도가 소요된다. 그리고, 필터링과 함께 그레이 레벨 슬라이싱을 하는데 걸리는 시간은 200 msec 정도이며, 마스크 오프레이션은 대략 70msec가 걸린다. 또, 신경망에 의한 도로 주행방향 패턴 인식이 11msec, 디스플레이가 대략 50msec 정도가 필요하므로, 하나의 영상을 처리하는데 걸리는 총 시간은 430msec 정도가 된다.

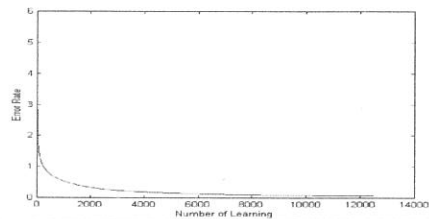


Fig. 12 Average error rate



Fig. 13 Unpaved road image



Fig. 14 Gray level slicing image

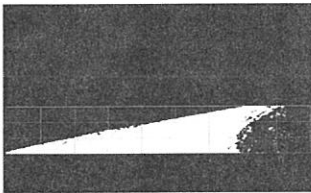


Fig. 15 Sub-window for neural network input

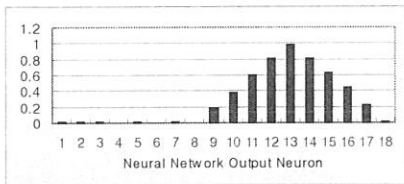


Fig. 16 Output pattern of neural network

### 3. 실험결과 및 고찰

본 실험을 위해 획득된 입력영상은 국방과학연구소 기동시험장의 비포장자갈길과 야지시험로를 대상으로 하였다. 실험은 주행 방향에 따라 분류된 5가지 시험로에 대한 영상을 학습과 비학습 영상으로 나누어 신경망 출력 패턴을 비교

함으로써, 목표 출력 패턴과의 유사성을 확인한다.

#### 3.1 급한 좌회전

비학습 영상인 Fig. 17에 있어서도 출력 뉴런에 의한 패턴이 유사하며, 3번 뉴런에서 최대값이 발생하여 신경망의 적용이 효과적임을 알 수 있다.

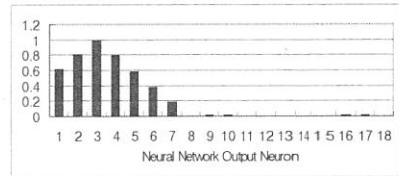
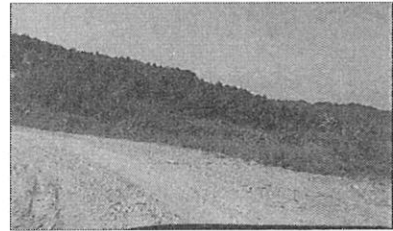


Fig. 17 Unknown data for sharply left turn

#### 3.2 완만한 좌회전

Fig. 18은 학습 데이터를 사용한 영상이고, Fig. 19는 비학습 영상이다. 두 경우가 상당히 비슷한 유형의 도로로서, 출력된 결과도 유사할 뿐만 아니라, 6번 뉴런에서 최고의 값이 출력되므로 완만한 좌회전임을 인식하고 있다.

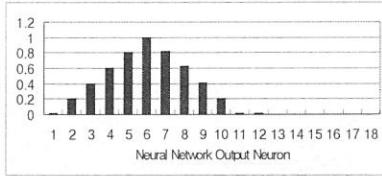


Fig. 18 Known data for smooth left turn

### 3.3 전방 직진

Fig. 20은 비학습 영상에 대한 신경망 결과로서, 모두 9번과 10번 뉴런에 최대값이 발생하고 있음을 알 수 있으며, 특히, 나무 그늘에 의한 영상처리의 곤란함을 감안하면 우수한 결과라고 할 수 있다.

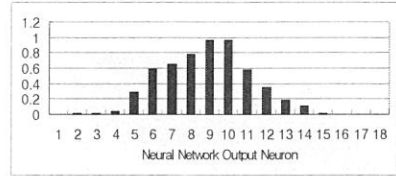


Fig. 20 Unknown data for forward straight

### 3.4 완만한 우회전

Fig. 21과 Fig. 22는 각각 학습 영상과 비학습 영상을 나타낸 것으로, 학습 영상은 교사 패턴과 거의 동일하며, 비학습 영상의 경우는 도로가 약간 왼쪽으로 치우쳐 있음을 알 수 있다. 따라서, 출력 패턴도 왼쪽이 약간 우세하게 나오고 있다.

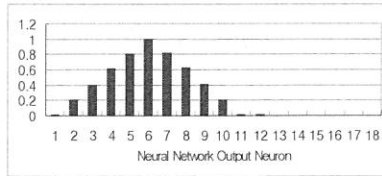


Fig. 19 Unknown data for smooth left turn

### 3.5 급한 우회전

Fig. 23에 있어서도 앞의 경우와 유사한 효과적인 결과를 얻음으로서 학습된 신경망이 다양한 도로 특성을 잘 반영하고 있음을 확인하였다.

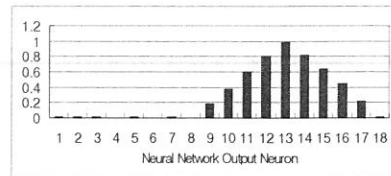


Fig. 21 Known data for smooth right turn

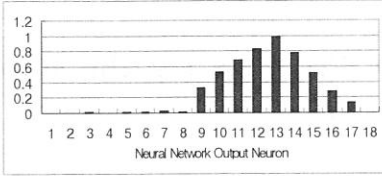
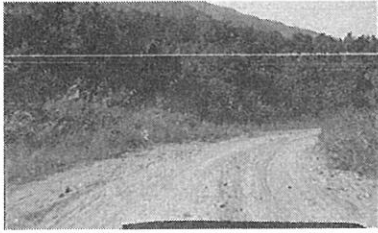


Fig. 22 Unknown data for smooth right turn

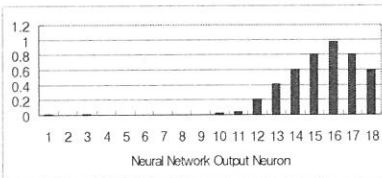


Fig. 23 Unknown data for sharply right turn

#### 4. 결론

비전 센서와 신경망을 이용해 차량의 주행방향을 자동인식하는 시스템을 개발하였다.

1. 비전 센서를 통해 획득된 도로의 영상은 다양한 도로의 특성을 반영할 수 있었다.

2. 신경망의 출력은 총 18개의 뉴런으로 구성되어 있으며, 5가지의 주행방향을 출력할 수 있도록 구성하였으며, 실험을 통해 신경망 출력값

이 목표 출력값에 효과적으로 추종함을 확인하였다.

3. 15개의 학습 영상으로, 다양한 형태의 도로들을 효과적으로 처리함을 보였다.

4. 포장도로가 아닌 비포장 자갈길, 야지 주행로 등에서도 비전을 이용한 자율주행이 가능할 수 있다는 것을 확인하였다.

#### 참고문헌

1. Toshiaki Kakinami, Jun Sato, Mitsuyoshi Saiki, and Kunihiko Soshi, "Autonomous Vehicle Control System Using an Image Processing Sensor", SAE, 1995
2. 정준익, 최성구, 노도환, "직선 Edge 추출에 의한 주행방향 및 장애물 검출에 관한 연구", KACC, October 1996
3. Wei LI, Xiaojia JIANG, Yongqiang WANG, "Road Recognition for Navigation of an Autonomous Vehicle By Fuzzy Reasoning", IEEE, 1996
4. 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
5. Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck, "MACHINE VISION", McGRAW-HILL, 1995
6. 金熙昇, "영상인식 - 영상 처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식, 신경망", 생능출판사, 1994
7. Ioannis Pitas, Digital "Image Processing Algorithms", Prentice Hall, 1993