

# 레이저스캐너를 이용한 무인자동차의 장애물인식 시스템 설계

## Design of an Obstacle Detecting System for Unmanned Ground Vehicle Using Laser Scanner

문희창\*, 손영진, 김정하  
(Hee Chang Moon, Young Jin Son, and Jung Ha Kim)

**Abstract :** This paper describes an obstacle detecting system of an unmanned ground vehicle (UGV). The unmanned ground vehicle is consists of several systems such as vehicle control system, navigation system, obstacle detecting system and integration system. Among these systems, the obstacle detecting system is a driving assistance system of UGV. Through the UGV is driving, the system detects obstacles such as cars, human, tree, curb and hills and then send information of obstacles position to integration system for safety driving. In this research, the obstacle detecting system is composed of 5 laser scanners and develop algorithms of detecting obstacles, curb, uphill and downhill road.

**Keywords :** unmanned ground vehicle, laser scanner, obstacle detecting system, local map

### I. 서론

차량 제작 기술 및 제어기술의 발달로 자동차는 점차 지능화되고 있다. 이미 운전자를 대신해서 고속도로에서 차간을 유지하며 주행하는 기술이 상용화 되고 자동으로 주차를 할 수 있게 해주는 장치도 실용화 되어 사용되고 있다. 차량기술발전의 궁극적인 목표는 사람의 도움 없이 주행이 가능한 무인차량을 개발하는 것이다. 무인차량에 대한 연구는 ITS (Intelligent Transport System) 연구분야 중 AVS(Advanced Vehicle System)의 하나로 많은 연구가 진행되고 있다. ITS 분야에서 연구하는 무인차량은 도로라는 한정된 공간에서 움직이는 차량의 자동운전시스템에 대한 연구가 대부분이었다. 그러나 최근에는 군사적 목적을 가지고 다양한 환경에서 자율주행이 가능한 무인차량을 개발하기 위한 연구가 활발히 이루어 지고 있다. 미국 국방성에서는 무인자동차 연구개발의 활성화를 위해 무인자동차경주대회를 2004, 2005 그리고 2007년에 개최하였다. 2004, 2005년 대회는 사막 무인자율주행을 위한 DARPA Grand Challenge를 개최하였고 2007년 대회에서는 도심지 무인자율주행을 위한 DARPA Urban Challenge를 개최하였다. 이 두 대회는 대학 및 민간기업과 연구소가 그림 1과 같은 차량을 제작하여 참가하였으며 만족스러운 결과를 얻을 수 있었다[1,2].

국내에서도 이동 로봇을 중심으로 활발한 연구가 진행되고 있으며, 국가 방위 및 전시 중에 정찰 임무를 수행하거나 재난 지역 구조 용도로 사용되는 자율 로봇 연구가 진행되고 있다[3,4].

이처럼 다양한 목적을 가지고 활발한 연구개발이 이루어지고 있는 무인차량은 여러 시스템들의 유기적인 결합으로 하나의 시스템을 구성하게 된다. 무인차량은 크게 4가지 서

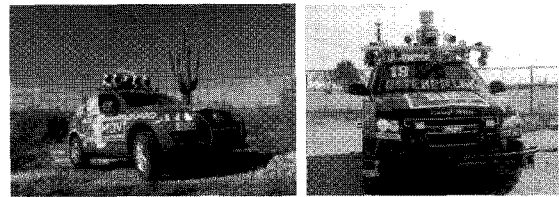


그림 1. 2005년 2007년 무인자동차대회참가차량.  
Fig. 1. Darpa challenge 2005 and 2007.

브시스템으로 구성 되는데, 각 서브시스템은 차량제어 시스템, 항법 시스템, 장애물인식 시스템 그리고 이 모든 시스템을 전체적으로 관리할 수 있는 통합 시스템이다. 본 연구에서는 무인차량의 4가지 서브시스템 중 차량의 주행 안전성의 확보를 위해 가장 큰 역할을 담당하고 있는 장애물인식 시스템을 연구 했다. 장애물 검출 센서로는 아웃도어 환경에서 높은 신뢰성과 빠른 스캔 능력을 가진 레이저스캐너를 사용하였다. 특히 DARPA Urban Challenge, 2007 에서는 1등과 2등을 한 Carnegie Mellon Univ.와 Stanford Univ.의 경우 레이저스캐너를 이용한 장애물인식 시스템의 비중이 높았으며, 그 이유는 장애물인식 시스템을 이용하여 도심 환경에서 일반 차량들과 무인차량이 같은 도로에서 주행을 하면서 교차로 통과 및 차선 변경 그리고 Stop and go 등 다양한 임무를 수행했기 때문이다[5].

### II. 시스템 구성

#### 1. 무인자동차 시스템

무인자동차는 그림 2와 같이 차량의 움직임을 제어하는 차량제어 시스템, 차량의 주행 방향을 결정하는 항법 시스템, 차량이 주행하면서 만나는 장애물과 지형 정보 인식을 담당하는 장애물인식 시스템 그리고 각 서브시스템에서 발생하는 데이터를 종합하여 차량을 원활히 주행시키도록 명령을 생성하는 통합시스템 총 4개의 서브시스템으로 구성된다. 이러한 시스템 구성은 분산컴퓨팅이 가능한 시스템 아키텍처를 지향하기 때문에 JAUS(Joint Architecture for Unmanned System) 규약을 참조하고 있다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

문희창, 손영진 : 국민대학교 자동차공학전문대학원

(hcmoon@kookmin.ac.kr/yjson@kookmin.ac.kr)

김정하 : 국민대학교 기계자동차공학부(jhkim@kookmin.ac.kr)

※ 본 연구는 2008년도 국민대학교 우수연구센터사업비를 지원받아 수행된 연구임.

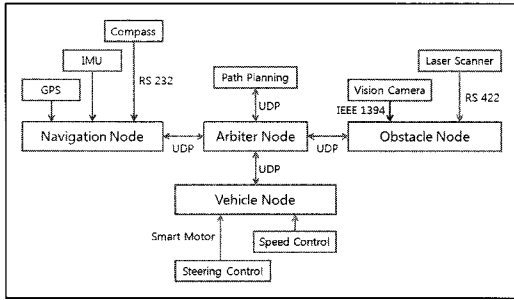


그림 2. 무인자동차의 시스템 구성.  
Fig. 2. System configuration of unmanned ground vehicle.

표 1. 실험에 사용한 무인자동차의 제원.  
Table 1. Specification of unmanned ground vehicle.


PART		Dimension	
 Vehicle Specification (Santa Fe 2.0 Diesel 4WD)	Length	mm	4,500
	Width	mm	1,845
	height	mm	1,740
	Weight	kg	1,800
	Engine Displacement	cc	1,991
	Minimum Turning Radius	m	5.6
	Maximum Torque	Kg-m / rpm	26.5 / 2000



그림 3. 실험에 사용한 무인자동차.  
Fig. 3. Unmanned ground vehicle for test.

차량제어 시스템은 가장 기본이 되는 차량과 차량의 가감속 및 조향 제어를 위한 구동기 및 제어기 그리고 전체적인 시스템의 전원을 공급해주는 전원 공급장치로 구성된다. 본 연구에서 사용된 차량은 현대자동차의 싼타페 차량이며, 그 제원과 외관은 표 1과 그림 3과 같다. 항법 시스템은 GPS (Global Position Sensor), IMU(Inertial Measurement Unit) 그리고 compass 로 구성되며 이를 이용하여 global map위에 무인자동차의 절대 위치와 way-point(경유점) 그리고 주행 경로를 생성하게 된다[6]. 장애물인식 시스템은 비전 시스템과 레이저 스캐너 시스템으로 구성되며, 이 센서들로부터 주행중인 무인차량 주변의 고정된 장애물 및 움직이는 장애물, 차선 그리고 지형 등의 주행환경에 대한 정보를 획득해 로컬 맵(local map)을 생성하게 된다. 마지막으로 통합 시스템은 각 시스템에서 알고리즘 처리된 데이터를 UDP통신을 이용하여 종합하고, 경로계획(path planning) 알고리즘을 통해 최적의 주행 값을 계산해 최종적으로 차량제어 시스템에 그 값을 전달하게 된다.

2. 장애물인식 시스템

2.1 레이저스캐너

장애물인식 시스템은 비전 시스템과 레이저스캐너 시스템으로 구성된다. 그러나 카메라를 이용한 비전 시스템의 경우

표 2. 레이저스캐너의 사양.

Table 2. LMS291-S05 Specification.

Range	80m/30m
Scanning Angle	Max. 180°
Angular Resolution	0.25°(53ms)/0.5°(26ms)/1°(13ms)
Data Interface	RS-232/RS-422

```

0280 D602 B069 0111 0011 0012 0011 0011 0011 0012 0011 0011 0011
0012 0012 0012 0012 0012 0014 0013 0013 0015 0014 0014 0015 0015
0017 0016 0017 0016 0016 0016 0017 0017 0017 0017 0017 0017 0017
0019 0019 0019 0018 0019 001A 001A 001C 001B 001B 001C 001C 001E
0022 0024 0023 0024 0023 0024 0024 0023 0024 0023 0025 0024 00B7
0157 01A9 0265 014F 014C 0186 0083 0085 0085 0085 0085 0084 0084
0083 0083 0083 0082 0082 0082 0082 0082 0082 0082 0081 0081
0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081 0081
0082 0082 0082 0082 0082 0082 0083 0083 0083 0083 0084
0085 0085 0085 0086 0086 0086 0086 0086 0087 0087 0087 0088
008A 008A 008B 008B 008C 008C 008E 008E 008F 008F 0090 0091
0095 0096 0097 0098 0099 0099 009A 009B 009C 009D 009E 009F 009F
    
```

그림 4. 레이저스캐너의 원시데이터형식.  
Fig. 4. Raw received data from laser scanner.

빛의 영향에 민감하게 반응하기 때문에 아웃도어 환경 속에서 주행해야 하는 무인자동차에서는 레이저스캐너를 이용한 장애물인식 시스템이 핵심이 되고, 비전은 보조 역할을 한다. 따라서 본 연구에서는 레이저스캐너만을 이용하여 장애물을 인식 하는 시스템을 개발하였다.

레이저스캐너는 레이저를 이용한 비접촉식 거리 측정장치이다. 본 연구에서 사용 한 레이저스캐너는 SICK사의 LMS291-S05 이다. 이 장비는 아웃도어 용으로 원거리 측정이 가능하며 높은 분해능과 빠른 스캔 성능을 가지고 있어 표 2와 같이 무인자동차에 적합한 사양을 가지고 있다.

레이저스캐너로부터 데이터를 수신하고 알고리즘 처리를 하기 위한 PC는 차량에 장착되기 때문에 DC전압을 사용하면서 진동과 충격에 강해야 하고 다수의 레이저스캐너를 제어할 수 있는 안정적인 성능을 가져야 한다. 이러한 조건을 만족해 주는 PC로 National Instrument의 PXI-1031을 선정하였고, 소프트웨어는 NI의 LabVIEW8.2 를 사용하였다. 또한 레이저스캐너와 고속 통신(RS-485)을 하기 위해 PXI-8431 고속 시리얼 보드를 사용하였다.

2.2 레이저스캐너의 데이터 형식

레이저스캐너는 RS-485 고속 시리얼 통신을 사용한다. 총 데이터 크기는 732byte 이며 STX, distance data, checksum을 포함하고 있다. 총 데이터 가운데 distance data의 크기는 724byte 이다. 모든 전송은 STX(0x02)로 시작되고, 에러 체크를 위한 CRC 값으로 끝나게 된다. 또한 2byte 이상의 모든 데이터는 INTEL 방식으로 전송되게 된다.

그림 4는 레이저스캐너가 1번 스캔 한 데이터를 Hex display 한 것이며 데이터의 크기는 732byte 이다. 레이저스캐너로부터 얻어지는 값은 각 방위각에 대한 거리 값으로 극좌표계의 형태로 나타나게 된다. 일반적으로 차량은 X-Y 직교 좌표계에서 움직이므로 이를 X-Y 직교 좌표계로 변환해서 사용해야 한다. 극좌표계의 좌표 (r, θ)를 (1)을 이용하여 직교 좌표계의 좌표(x,y)로 변환 한다[7].

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \cos \theta \\ r \sin \theta \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \cos \theta \\ r \sin \theta \end{bmatrix} \tag{1}$$

**III. 장애물 인식 알고리즘**

**1. 레이저스캐너 장착 위치 및 스캔 영역**

레이저스캐너는 차량에 총 5대를 장착하였으며, 각각의 차량 장착 위치 및 명칭 그리고 스캔 영역은 그림 5, 그림 6과 같다.

**2. 로컬 맵**

로컬 맵(local map)이란 실제 주행 환경이 차량에 장착된 센서를 이용하여 수치화된 값으로 변환된 정보 맵이다. 로컬 맵 작성은 경로계획(path planning)을 위해 필요한 데이터만을

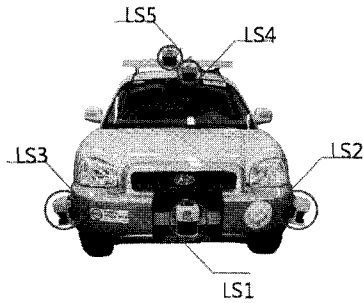


그림 5. 차량에 장착된 레이저스캐너.  
Fig. 5. Mounted laser scanners on unmanned ground vehicle.

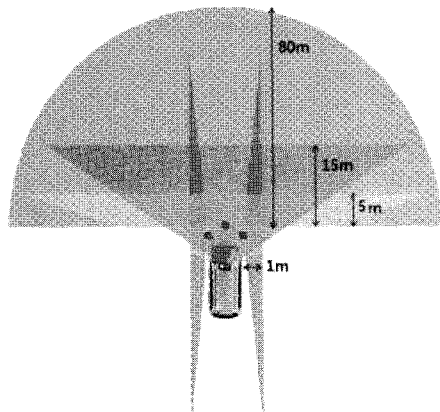


그림 6. 각 레이저스캐너의 인식 범위.  
Fig. 6. Scanning range of each laser scanner.

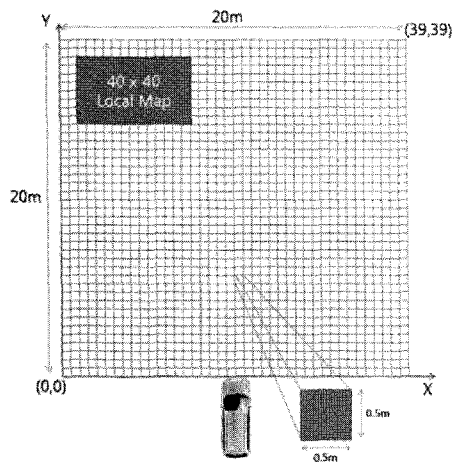


그림 7. 로컬 맵.  
Fig. 7. Local map.

추출할 수 있어 데이터의 양을 줄이고, 장애물 위치 값을 단순화 시켜 알고리즘 처리를 위한 시스템 부하를 줄일 수 있다.

우선 로컬 맵은 20m×20m의 영역을 가로, 세로 0.5m간격의 격자로 나눈 40×40의 크기를 가졌으며 각 셀(cell)에는 1byte의 정보를 포함하고 있다. 그리고 차량의 위치와 기준 좌표는 그림 7과 같다.

**3. 고정 장애물 인식**

고정 장애물이란 지면 위에 차량이 넘어갈 수 없는 일정한 높이를 가진 이동이 없는 장애물을 말하며 건물이나 벽, 연석, 가로수, 도로 시설물 또는 주차된 차량 그리고 정지해 있는 사람 등이 있다. 고정 장애물 인식은 전방 장애물 인식과 연석 인식으로 구성되어 있다.

**3.1 센서 모델링**

LMS291은 2D 레이저스캐너이기 때문에, 차량의 어느 위치에 어느 정도의 기울임으로 장착했는지에 따라 전방의 장애물을 검출 할 수도 지나쳐 버릴 수도 있다. 따라서 효과적인 장애물 검출을 위해 다수 레이저스캐너를 합성하여 사용한다. 고정 장애물 인식을 위해 3대의 레이저스캐너를 이용하는데 그림 8과 같이 지면에서 65cm 높이에 지면과 수평으로 차량 정면을 스캔 할 수 있도록 차량 범퍼 가운데 장착한 레이저스캐너(LS1)와 차량 지붕에 차량 전방을 향하여 서로 다른 기울기를 가지고 전방 5m 지면과 15m 지면을 스캔 할 수 있도록 그림 9와 같이 장착된 두 대의 레이저스캐너(LS4, LS5)가 있다. LS1은 차량 전방의 장애물 검출을 위해 사용되고 LS4와 LS5는 LS1이 검출할 수 없는 낮은 장애물인 연석 검출을 위해 사용된다.

**3.2 전방 장애물 인식 알고리즘**

전방 장애물 인식은 차량 범퍼 중앙에 장착된 LS1에 의해서 건물이나 벽 또는 주차된 차량 같은 65cm 이상의 높이를

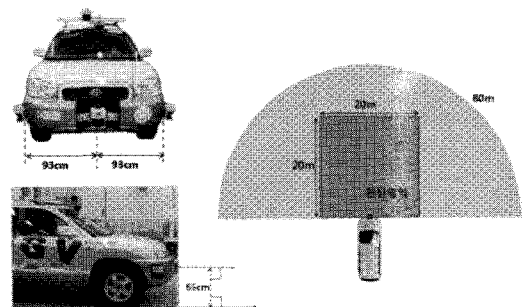


그림 8. 레이저스캐너(LS1)의 장착위치 및 관심 영역.  
Fig. 8. Mounted position of laser scanner (LS1) and ROI.

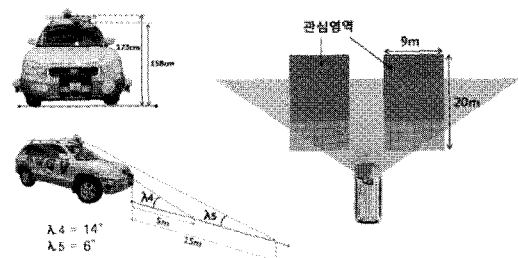


그림 9. 레이저스캐너(LS4, LS5)의 장착위치 및 관심영역.  
Fig. 9. Mounted position of laser scanner(LS4,LS5) and ROI.

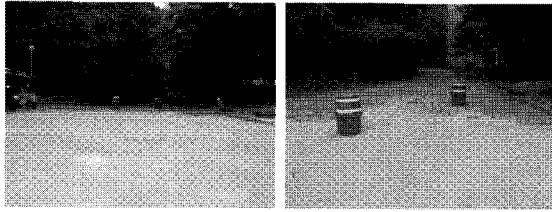


그림 10. 장애물인식을 위한 실험 환경.  
Fig. 10. Test environment for obstacle detecting.

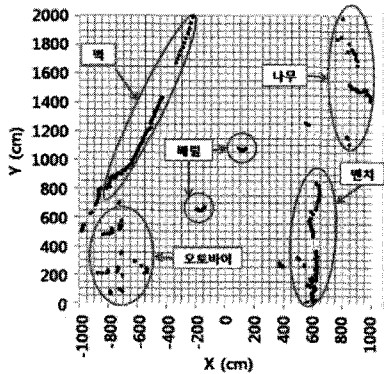


그림 11. 레이저스캐너(LS1)을 이용한 장애물인식 결과.  
Fig. 11. Result of obstacle detecting using the LS1.

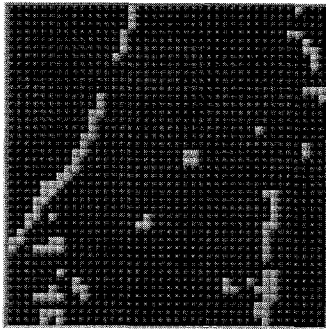


그림 12. 레이저스캐너(LS1)을 이용한 로컬 맵 생성결과.  
Fig. 12. Result of generating local map using LS1.

가진 고정 장애물을 검출한다. LS1이 그림 10과 같은 환경을 스캔 했을 때 획득된 데이터에는 그림 11처럼 차량의 주행에 있어 중요하지 않은 정보들도 담고 있다. 따라서 효율적인 데이터 처리를 위해 장애물 검출 범위를 정하고, 그 범위를 일정한 격자로 나눈 맵(map)에 장애물 정보를 입력한다. 맵은 경로계획을 위한 로컬 맵과 동일한 크기 및 격자를 가지고 있다. 즉, 차량 전방으로 20m, 차량 측방으로 각각 10m의 범위를 가로, 세로 크기  $0.5m \times 0.5m$ 인 격자로 나누어진  $40 \times 40$ 의 크기의 맵이다. 그림 12는 전방 장애물 맵으로 그림 11을 맵에 입력한 결과며, 각 셀에 입력된 숫자는 장애물의 유무를 나타낸다. 장애물이 없는 부분은 0을, 장애물이 있는 부분은 1을 입력하며 시각적인 표현을 위해 참/거짓으로 표현된 불리언 맵으로 변환했다.

3.3 연석 인식 알고리즘

연석은 차량이 주행 가능한 도로 폭을 알 수 있게 해주며, 차도와 인도를 구분해 주기 때문에 안전을 위해서도 꼭 인식

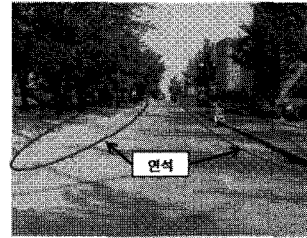


그림 13. 연석 검출시험 환경.  
Fig. 13. Curb detecting test environment.

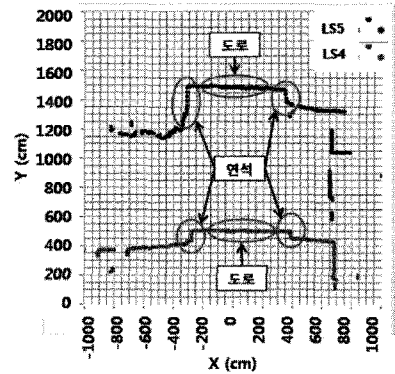


그림 14. 레이저스캐너(LS4, LS5)를 이용한 연석 검출 결과.  
Fig. 14. Result of detecting curb using LS4, LS5.

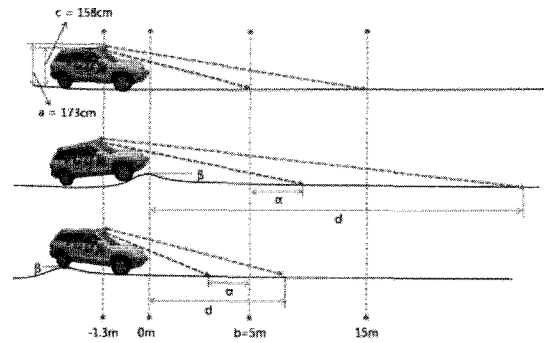


그림 15. 차량의 움직임에 따른 레이저스캐너의 측정거리의 변화.

Fig. 15. Changed detecting distance of LS4 and LS5 against the changing vehicle's pitch.

해야 하는 장애물이다. 그러나 높이 10cm~15cm인 연석은 LS1의 장착 높이 보다 낮아 검출할 수 없다. 따라서 차량 지붕에 기울여 장착된 LS4와 LS5가 연석을 검출하게 된다. 아래 그림 14는 그림 13을 LS4와 LS5가 스캔 한 후 하나의 그래프에 합성한 그림이며, 연석이 검출된 것을 알 수 있다.

LS4와 LS5는 각각 차량 전방 5m와 15m 지점의 도로를 스캔 하기 때문에, 스캔 데이터에는 그림 14와 같이 도로와 연석 정보가 모두 포함되어 있다. 그래서 우선 도로와 연석을 분리해야 한다. 도로 정보를 제거하기 위해서는 우선 LS4와 LS5의 도로 검출 거리를 알아야 한다. 정상적인 상황에서는 LS4와 LS5는 각각 도로 검출 거리가 5m와 15m가 나와야 하지만, 주행 중에는 여러 환경적인 요인에 의해 +, -의 오차가 발생했는데, 그림 15에서 알 수 있듯이 그 오차의 주 원인은

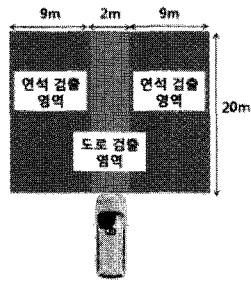


그림 16. 검출영역의 구분.

Fig. 16. Classification of detecting area.

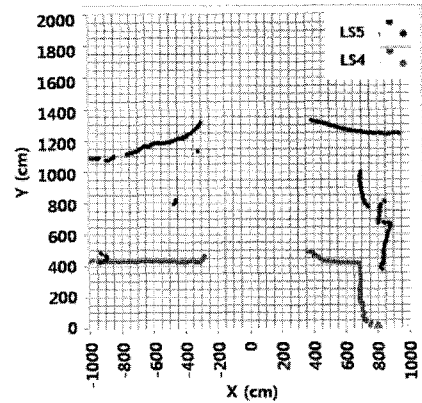


그림 18. 연석측정결과에서 도로부분을 제거한 후의 데이터.

Fig. 18. Removed road part from result of detecting curb.

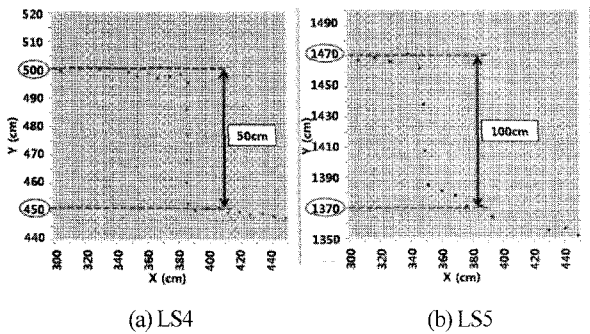


그림 17. 검출된 연석부분의 확대.

Fig. 17. Extension of a part of the detected curbs.

차량의 흔들림 때문이었다.

따라서 LS4와 LS5가 고정된 거리로 도로를 스캔 하는 것이 아니기 때문에 그림 16과 같이 차량 전방으로 차량 폭만큼의 영역만을 추출하고 그 데이터의 평균 거리 값(Y)이 도로 검출 거리라고 정의했다.

그림 14의 연석 검출 영역만 확대를 하면, 그림 17에서와 같이 도로와 연석은 LS4에서는 약 50cm 정도의 차이를 보이고, LS5에서는 약 100cm 정도의 거리 값 차이를 보인다.

LS4의 도로 검출 거리 평균값(YLS4)과 LS5의 도로 검출 거리 평균값(YLS5)에 일정한 오차 범위를 더하고, 연석 검출 영역에서 그 값보다 일정 값 이상 작은 데이터만 추출하면 그것이 연석 검출 데이터다. 여기서 LS4의 평균 도로 검출 거리에 더해주는 오차 값은 +, - 5cm이며, LS5는 +, -10cm 이다. 그리고 연석과 도로를 구분하는 기준 높이 차는 LS4가 30cm이고 LS5는 70cm이다. 이 값들은 모두 여러 번의 실험을 통해 획득된 계산이며, 상황에 따라 연석 이외에 도로와 높이 차를 가진 장애물도 검출된다. 하지만 모두 차량이 반드시 회피해야 하는 장애물이기 때문에 특별히 구분하지 않는다.

이렇게 검출된 연석 데이터는 앞서 전방 장애물 맵과 같은 연석 검출 맵에 입력되는데 그림 19와 같다. 맵을 시각적으로 표현하기 위해 0과 1로 표현된 맵을 참/거짓으로 표현된 불리언 맵으로 나타냈다.

획득된 두 개의 장애물 정보 맵은 마지막으로 고정 장애물 맵에 합성하게 된다. 고정 장애물 맵은 전방 장애물 맵과 연석 검출 맵을 논리 연산을 통하여 합성해서 나온 맵으로, 역시 1이 입력된 위치가 장애물이 있는 위치이다. 시각적인 표현을 위해 불리언 맵으로 합성하였고 그 고정 장애물 맵은

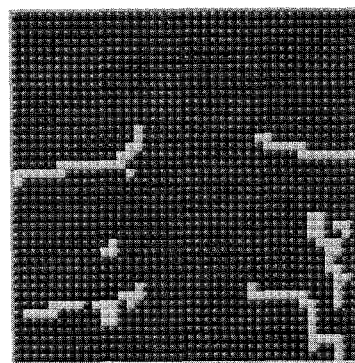


그림 19. 연석검출 결과의 로컬 맵.

Fig. 19. Local map of result of detect curb.

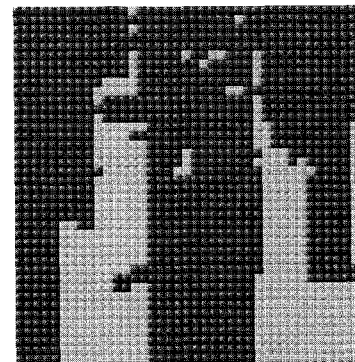


그림 20. 고정된 장애물 정보와 연석검출 결과가 합성된 로컬 맵.

Fig. 20. Merged local map of static obstacle with curb.

그림 20과 같다.

#### 4. 지형 인식

지형 인식은 도로의 경사도를 인식해 오르막과 내리막을 판단하고 주행이 가능한지를 판단한다.

##### 4.1 센서 모델링

지형 인식은 4대의 레이저스캐너를 사용한다. 차량 범퍼 양 측면에 장착된 LS2와 LS3는 지면에서 65cm 높이에 측방으로 1m지점을 스캔 할 수 있도록 기울여 장착하였다. 차량 지붕에 장착된 LS4와 LS5는 앞서 설명했듯이 각각 차량 전

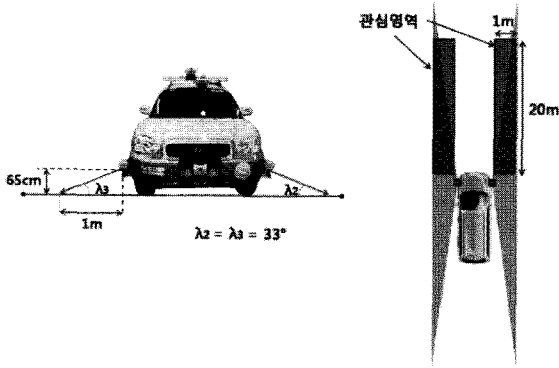


그림 21. 레이저스캐너(LS2, LS3)의 장착 위치와 관심영역.  
Fig. 21. Mounted position of laser scanner (LS2, LS3) and ROI.

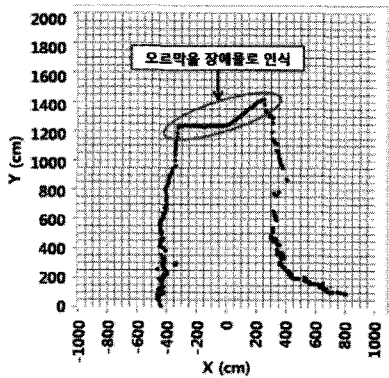


그림 22. 레이저스캐너 LS1을 이용한 오르막경사로 검출결과.  
Fig. 22. Result of detecting an uphill road using the LS1.

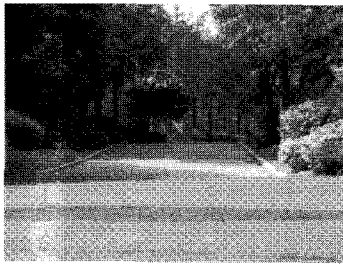


그림 23. 오르막 경사로 검출을 위한 실험환경.  
Fig. 23. Test environment of detecting an uphill road.

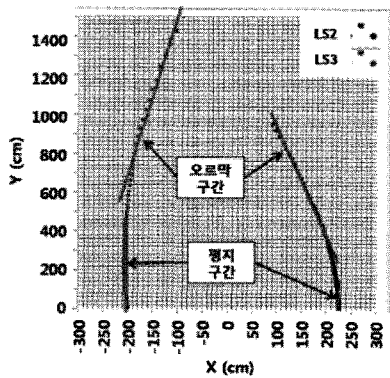


그림 24. 레이저스캐너(LS2, LS3)를 이용한 오르막 경사로 검출결과.  
Fig. 24. Result of detecting an uphill road using the LS2 and LS3.

방 5m 지점과 15m지점을 스캔 할 수 있도록 기울여 장착하였다. LS4와 LS5의 장착위치와 관심영역은 그림 21과 같다.

#### 4.2 도로 경사도 인식 알고리즘

도로 경사도 인식 알고리즘의 핵심은 오르막과 내리막을 판단하고 주행이 가능한 경사인지를 판단하는 것이다. 우선 오르막을 판단하는 조건을 살펴보겠다. 2D 레이저스캐너는 평면으로 스캐닝을 하기 때문에 차량 지붕에 장착된 LS4와 LS5와 같이 X축과 평행하게 지면을 스캐닝 한 데이터로는 오르막과 벽을 구분하기 어렵다. 특히 주행을 하면서 판단을 해야 하기 때문에 오르막과 벽을 빠르게 구분하지 못하면 그림 22에서 알 수 있듯이 그림 23과 같은 오르막 도로를 차량 범퍼 중앙에 장착된 LS1이 먼저 벽으로 판단하고 잘못된 경로를 생성할 수 있다. 따라서 Y축과 평행하게 지면을 스캐닝 하도록 차량 범퍼 측면에 장착된 LS2와 LS3가 오르막을 판단하게 된다.

그림 24는 LS2와 LS3가 그림 23과 같은 도로 환경을 스캔 하고 그 데이터를 하나의 그래프에 합성한 그림이다.

그림 24에서 알 수 있듯이 오르막 도로는 평지 부분을 지나서부터 선형적으로 X값의 절대값이 줄어드는 모습을 보인다. 평지는 X값이 거의 일정하다는 점을 이용하여 Y값이 0인 좌표의 X값을 평지를 대표하는 X값이라고 하고 LS2는  $X_{0LS2}$ , LS3는  $X_{0LS3}$ 로 정의했다. 그리고 모든 스캔 데이터 X값의 절대값에서  $X_0$ 의 절대값을 빼고 다시 그 값을 CW방향으로 90°회전 변환하면 (2)와 같은 차량 전방 거리에 따른 고도 계산식이 나온다.

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 90^\circ & -\sin 90^\circ \\ \sin 90^\circ & \cos 90^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} |X| - |X_0| \\ Y \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} X' &= Y \\ Y' &= |X| - |X_0| = H \end{aligned} \quad (3)$$

(3)를 이용하여 거리에 따른 LS2와 LS3의 고도 값 H를 구할 수 있으며 이를 이용하여 그래프를 그리면 그림 25와 같은 차량 전방 고도 그래프가 나온다. 고도 그래프의 X축은 차량 전방으로의 거리, 즉 Y가 되고, Y축은 도로의 고도 H가 된다.

(3)에 의해 계산된 도로의 고도 H를 이용하여 도로 고도 맵을 형성하게 되는데 맵의 각 셀마다 0에서 2까지의 숫자

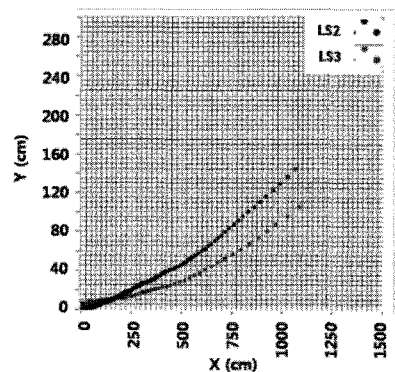


그림 25. 오르막경사로의 높이 정보 데이터.  
Fig. 25. Data of road height at an uphill road.



가 입력된다. 지면에서의 높이가 65cm보다 낮은 장애물이나 경사도가 작은 오르막 도로인 경우에는 맵의 셀에 0의 값을 입력하고 평지로 인식하여 차량이 주행이 가능한 도로를 나타내며 높이가 65cm 이상이고 LS1에서 인식한 장애물은 셀에 1의 값을 입력하고 오르막 도로를 나타내며 실제 장애물 또는 벽은 셀에 값을 2로 입력하고 회피해야 할 장애물로 인식한다.

여기서 벽 또는 장애물을 판단하는 기준은 오르막처럼 선형적으로 H가 증가하는 것이 아니라 한번에 20cm 이상 급격하게 증가하는 경우이다. 즉, n번째 차량 전방 거리 Y에 해당하는 고도 H에서 n-1번째 차량 전방 거리 Y에 해당하는 H를 뺀 값이 20cm 이상일 경우는 오르막이 아닌 장애물로 인식하는 것이다.

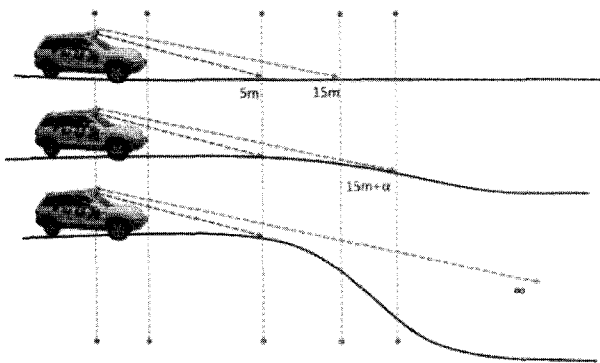


그림 26. 레이저스캐너(LS4, LS5)를 이용한 내리막경사로 검출 방법.

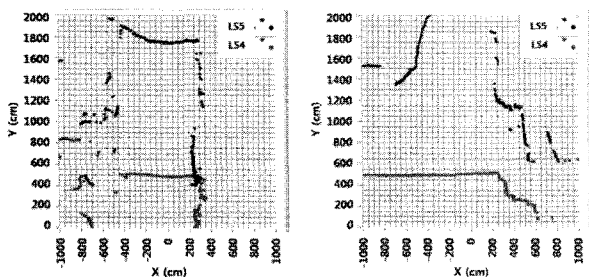
Fig. 26. Detecting method of a downhill road using the LS4 and LS5.



(a) 완만한 내리막 환경 (b) 급격한 내리막 환경

그림 27. 내리막경사로 검출을 위한 실험 환경.

Fig. 27. Test environment of detecting a downhill road.



(a) 완만한 내리막 스캔 (b) 급격한 내리막 스캔

그림 28. 레이저스캐너(LS4, LS5)를 이용한 내리막경사로 검출 결과.

Fig. 28. Result of detecting a downhill road using the LS4, LS5.

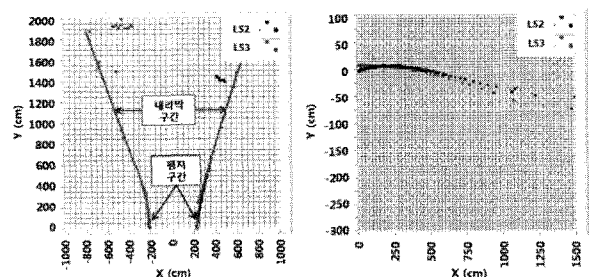
두 번째로 내리막을 판단하는 조건을 살펴보겠다. 일정 이상의 경사를 가진 내리막은 그림 26에서 알 수 있듯이 높은 위치에서 큰 기울기를 가지고 측정을 하지 않으면 경사도를 얻기가 어렵다. 따라서 단순히 평지와 완만한 내리막 그리고 낭떠러지 및 측정불가로 판단할 수 밖에 없으며, 차량 지붕에 장착된 LS4와 LS5를 이용하였다.

그림 28(a)는 LS4와 LS5가 그림 27(a)와 같은 도로 환경을 스캔 하고 그 데이터를 하나의 그래프에 합성한 그림이다. 그림 28(a)에서 알 수 있듯이 LS4는 5m 지점의 지면을 스캔하고 있으나 LS5는 15m 지점이 아닌 약18m 지점의 지면을 스캔하고 있다. 즉, 전방 5m 지점과 15m 지점 사이에 내리막이 시작되고 있음을 판단할 수 있다. 그리고 그림 28(b)는 그림 27(b)와 같은 주행이 힘든 급격한 내리막 도로를 LS4와 LS5가 스캔 한 후 하나의 그래프에 합성한 그림이다. 그림 28(b)에서 알 수 있듯이 LS4는 앞에서와 같이 5m 지점의 지면을 스캔하고 있으나 LS5는 최대 측정값인 80m를 나타내고 있다. 앞에서와 같이 전방 5m 지점과 15m 지점 사이에 내리막이 시작되고 있음을 판단할 수 있다.

그림 28의 (a)그래프와 (b)그래프를 비교해 보면 (a)그래프는 LS5가 약 18m 부근을 나타내고 있으며, (b)그래프는 무한대 값을 나타내고 있음을 알 수 있다. 즉, LS5의 거리 값을 가지고 주행 가능한 내리막과 주행을 할 수 없는 급경사 및 낭떠러지를 구분할 수 있다. 여러 번의 실험을 통해 LS4의 거리 값이 5m 부근에 있을 때 낭떠러지 및 측정 불가로 판단 하는 LS5의 기준 거리 값을 25m로 정했고, 이 값을 기준으로 주행 가능한 내리막과 주행 불가능한 내리막을 구분하였다.

또한 내리막의 시작 위치를 알아야 하는데 그것은 LS2와 LS3를 이용하여 계산하였다. LS2와 LS3의 스캔 데이터를 도로 고도 계산식인 (2)에 대입하여 고도가 -10cm 보다 작아지는 차량 전방 거리를 찾아 그 지점을 내리막이 시작되는 곳이라고 정하였다. 여기서 -10cm는 여러 번의 실험을 통해 어느 정도의 에러를 포함했다는 가정과 사람이 내리막임을 느낄 수 있는 최소의 고도라고 판단 되어 이 높이를 기준으로 정하였다. 그림 29(a)는 LS2와 LS3가 그림 27(a)와 같은 도로 환경을 스캔 한 그림이며 그림 29(b)는 계산된 도로의 고도 그래프이다.

이 결과를 가지고 도로 고도 맵을 형성하게 되는데, 맵의 각 셀마다 평지와 내리막이지만 주행 가능한 고도는 0 그리



(a)도로 스캔 후 그래프 (b) 도로의 높이 정보 그래프

그림 29. 레이저스캐너(LS2, LS3)를 이용하여 획득한 내리막 경사로 데이터.

Fig. 29. Acquired data of downhill road using the LS2, LS3.

고 주행 불가능 또는 측정 불가능 내리막은 2를 입력한다.  
 마지막으로 도로 경사도 인식에서 도로 고도 맵은 오르막과 내리막 두 개의 고도 맵이 형성되고 두 개의 맵을 합성하는 것이 아니라 오르막 도로 고도 맵이 기본 맵이 되고 내리막 도로라고 판단 되었을 때만 내리막 고도 맵이 형성된다. 이와 같은 이유는 20m×20m의 작은 범위를 가진 맵 안에 도로에는 오르막과 내리막이 함께 존재할 수 없다고 가정하였고 지형 형상을 검출하는 것이 아니라 전체적인 도로의 경사도를 판단하는 알고리즘이기 때문이다.

IV. 장애물 인식 결과

1. 로컬 맵 작성

앞에서 설명한 대표적인 2가지 장애물 인식 알고리즘을 통해 각각의 장애물 맵이 형성되었다. 2가지 장애물 맵은 고정 장애물 맵과 도로 고도 맵이 있다. 각각의 맵은 그 순서대로 0과 1의 고유 번호를 가지고 있으며 각각의 셀마다 0 ~ 2 범위의 숫자를 포함하고 있다. 표 4에 그 값이 가지는 세부적인 내용을 정의하였다.

도로 고도 맵에서는 오르막과 내리막에 대해 자세히 구분하지 않고, 단순히 차량이 지나갈 수 있는 길에 대한 구분만 했다. 그 이유는 로컬 경로계획에 있어서 처리속도는 매우 중요한 인자이며 변수가 많을수록 알고리즘은 복잡해져 처리 속도를 저하시키는 원인이 된다. 따라서 본 시스템에서는 로컬 경로계획을 위한 최소한의 변수와 값만 사용하기 위해 표 3과 같이 단순화하여 사용하였다. 고정 장애물 맵과 도로

표 3. 로컬 맵에서 각 셀이 가지는 정보.  
 Table 3. Definition of cell information at obstacle local map.

맵 고유번호	0	1
맵 이름	고정장애물 맵	도로 고도 맵
셀 값	0	장애물 없음
가중치	0	평지 및 주행 가능한 경사로
셀 값	1	장애물 있음
가중치	1	전방장애물로 인식된 오르막
셀 값	2	-
가중치	-	장애물 및 주행 불가능한 도로
셀 값	-	1/2

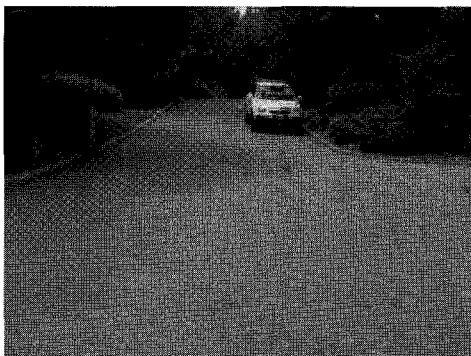


그림 30. 실험 환경.  
 Fig. 30. Test environment.

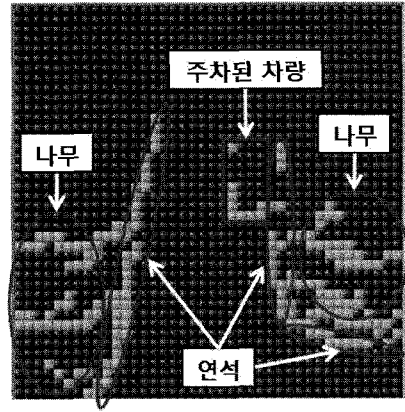


그림 31. 합성된 로컬 맵.  
 Fig. 31. Merged map with obstacle local map and road local map.

의 고도 맵의 합성방법은 우선 각 맵의 셀 값에 가중치를 곱해주고, 그 값을 두 맵의 동일한 셀 좌표끼리 더해주는 것이다. 예를 들어 고정 장애물 맵의 셀 좌표(13,20)의 값이 1이고 도로 고도 맵의 셀 좌표(13,20)의 값도 1이라면, 두 셀 값에 가중치를 곱한 값은 각각 1과 -1이다. 따라서 새로 합성된 로컬 맵에 입력될 셀 값은 1과 -1을 더한 0이다. 즉 로컬 맵의 셀 좌표(13,20)가 나타내는 정보는 오르막 도로이며 그 고도가 65cm 이상이므로 LSI이 전방 장애물로 인식했던 것이기 때문에 합성된 로컬 맵의 셀에는 0이 입력되고 차량이 주행 가능한 도로를 나타낸다.

2. 실험 결과

본 연구에서 개발한 장애물인식 시스템의 실험은 무인차량에 장착된 레이저스캐너를 이용해서 그림 30과 같은 환경을 주행하며 장애물 정보를 담은 로컬 맵을 작성해 실제 환경과 얼마나 유사한지를 비교하는 것이다.

실험 장소는 국민대학교 내 차량이 다니는 도로이며, 주차된 차량과 연석, 나무, 화분 등과 같은 고정 장애물과 오르막과 내리막의 지형을 가지고 있는 구간의 도로이다. 아래 사진과 로컬 맵은 고정 장애물 인식과 지형 인식 모두를 담고 있는 대표적인 환경과 장애물 인식 결과이다. 그림 30은 LSI이 전방 장애물로 인식하는, 높이 65cm 이상의 고도를 가지고 있는 도로이며 도로 우측에 주차된 차량이 있고 도로 양 측면에 연석과 화분, 화단 등이 있는 상황이다. 그림 31은 그림 30의 환경을 스캔하여 최종적으로 합성된 로컬 맵이다. 레이저스캐너의 특성상 실제 환경을 2D로 스캔 하기 때문에 장애물들의 전체적인 형상은 알 수 없으나 정확한 장애물 위치를 추출할 수 있음을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 무인차량과 대표적인 장애물 인식 센서인 레이저스캐너를 이용하여 주행 환경을 스캔 한 후 장애물만을 추출하고, 추출된 장애물을 바탕으로 경로생성을 할 수 있는 로컬 맵을 작성하는 실험을 하였다. 총 5개의 레이저스캐너를 사용하였으며 각각은 차량 범퍼 중앙에 한 대, 범퍼 양 측면에 각 한 대씩 마지막으로 차량 지붕에 정면을 향해 두 대가 장착 되었다. 차량 범퍼 중앙에 장착된 레이저스캐너는 65cm 이상의 높이를 가진 고정 장애물을 검출하고 범

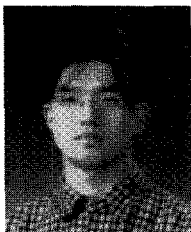


퍼 양 측면에 장착된 레이저스캐너는 도로의 고도를 측량해 오르막과 내리막 지형을 검출하며 지붕에 장착된 두 대의 레이저스캐너는 연석 및 낮은 고정 장애물을 검출한다. 검출된 장애물은 차량을 중심으로 20m×20m 범위의 40×40 격자의 로컬 맵에 합성된다. 레이저스캐너는 일정 이상의 높이를 가진 장애물의 위치와 지형의 전체적인 경향은 파악할 수 있었다. 그러나 실제 환경을 2D로 스캔 하기 때문에 정확한 형상과 지형을 알 수는 없다. 특히 높이가 65cm보다 낮은 장애물은 기울기를 가지고 장착된 레이저스캐너로 검출을 하지만, 스캔 영역을 지나가면 그 정보를 잃어버리는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점에 대한 대안으로는 3D 레이저스캐너를 이용하거나 2D 레이저스캐너를 회전시켜 스캔하는 장치를 개발해야 한다. 하지만 비용 문제와 안정성을 고려했을 때, 카메라를 이용한 비전과의 결합이 선행되어야 하며, 또한 이미 구축된 디지털맵과 레이저스캐너로 획득된 로컬 맵을 매칭하는 연구도 진행되어야 할 것이다.

**참고문헌**

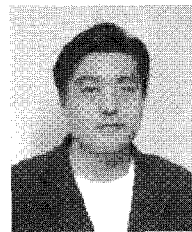
[1] S. Thrun, et al., "Stanley : The robot that won the DARPA Grand Challenge," *Journal of Robotics Systems*, vol. 23, no. 9,

pp. 661-692, 2006.  
 [2] C. Crane, et al., "Team Gator Nation's autonomous vehicle development for the 2007 DARPA urban challenge," *Journal of Aerospace computing, information, and communication*, vol. 4, pp. 1059-1085, 2007. 12.  
 [3] 박용운 외 다수, "JAUS기반의 국방지상로봇 개발," 한국 군사과학기술학회 학술대회 논문집, pp. 875-878, 2005. 8.  
 [4] 최덕선 외 다수, "야지에서 주행하는 무인자율주행차량을 위한 전역경로계획," 한국 군사과학기술학회 학술대회 논문집, pp. 883-886, 2005. 8.  
 [5] D. Corona, B. D. Schutter, "Comparison of a linear a hybrid adaptive cruise controller for a smart," *Proceeding of the 46<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 4779-4784, 2007. 12.  
 [6] 문희창, 손영진, 김정하, "다중 GPS를 이용한 무인자동차의 주행 알고리즘 개발," 제어 로봇 시스템학회 논문지, vol. 14, no. 1, pp. 27-35, 2008. 1.  
 [7] 이홍철, "레이저센서를 이용한 장애물 인식 시스템 개발," 국민대학교 자동차공학전문대학원 석사학위 논문, 2006.



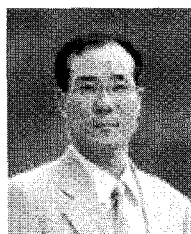
**문희창**

1976년 7월 5일생. 2001년 선문대학교 기계설계학과 졸업. 2003년 국민대학교 자동차공학전문대학원 석사. 2003년~현재 동 대학원 박사과정 재학중. 관심분야는 무인자동차, 카메라를 이용한 장애물 인식, 마이크로 로봇.



**손영진**

1972년 7월 5일생. 2003년 서울산업대학교 신소재공학과 졸업. 2005년 국민대학교 산업기술대학원 자동차공학과 석사. 2005년~현재 국민대학교 자동차공학전문대학원 박사과정 재학중. 관심분야는 무인자동차, 원격제어시스템.



**김정하**

1959년 3월 21일생. 1981년 성균관대학교 기계공학과 졸업. 1986년 Univ. of Cincinnati 공학석사. 1990년 Univ. Pennsylvania 공학박사. 1994년~현재 국민대학교 기계자동차공학부 교수. 관심분야는 차량전자제어시스템, 무인자동차.