

# 무인 자동차의 2차원 레이저 거리 센서를 이용한 도시 환경에서의 빠른 주변 환경 인식 방법

## Fast Scene Understanding in Urban Environments for an Autonomous Vehicle equipped with 2D Laser Scanners

안 승 욱<sup>1</sup>, 최 윤 근<sup>†</sup>, 정 명 진<sup>2</sup>

Seunguk Ahn<sup>1</sup>, Yungeun Choe<sup>†</sup>, Myung Jin Chung<sup>2</sup>

**Abstract** A map of complex environment can be generated using a robot carrying sensors. However, representation of environments directly using the integration of sensor data tells only spatial existence. In order to execute high-level applications, robots need semantic knowledge of the environments. This research investigates the design of a system for recognizing objects in 3D point clouds of urban environments. The proposed system is decomposed into five steps: sequential LIDAR scan, point classification, ground detection and elimination, segmentation, and object classification. This method could classify the various objects in urban environment, such as cars, trees, buildings, posts, etc. The simple methods minimizing time-consuming process are developed to guarantee real-time performance and to perform data classification on-the-fly as data is being acquired. To evaluate performance of the proposed methods, computation time and recognition rate are analyzed. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm has efficiency in fast understanding the semantic knowledge of a dynamic urban environment.

**Keywords:** Semantic mapping, Scene Understanding, Sequential point Classification, Real-time Object Classification, Urban Environment

### 1. 서론

로봇이나 무인 자동차의 자율 주행을 위한 주변 환경 모델링은 활발히 진행되고 있는 연구 분야 중의 하나이다<sup>[1]</sup>. 주변 환경 모델링은 맵 생성, 맵 표현 또는 월드모델링으로 불리기도 한다. 이러한 맵 생성은 단순히 무인 자동차의 주변 환경에 대한 형태를 보여줄 뿐만 아니라 위치 추정(Localization)과 경로 계획(Path Planning) 등의 알고리즘에 필수적인 정보를 제공한다. 3차원 맵 생성을 위해서는 주변 환경 정보를 획득할

수 있는 센서가 필요하다. 현재 많은 연구에 사용되는 대표적인 센서는 비전 센서(Camera)와 적외선 센서(Time-of-flight camera) 그리고 레이저 거리 센서(LIDAR)가 있다. 이러한 센서에 의해 제공되는 데이터는 단순히 물체의 존재 여부, 즉 공간적인 점유에 대한 정보만을 제공하는데, 사용자는 데이터를 통해 물체의 존재 여부와 물체의 종류를 인식할 수 있지만, 무인 자동차는 거리 측정 데이터 자체만으로 어떤 종류의 물체에서 측정되었으며 물체가 어디에 존재하는지 직접적으로 확인할 수 없다. 따라서 맵 생성에서 단순히 주변 환경의 지형/지물을 표현하는 것뿐만 아니라 지형/지물의 종류를 인식하여 맵을 생성하는 것이 무엇보다도 중요하다. 이러한 맵의 생성을 시맨틱 맵핑(semantic mapping)이라고 하는데, 이를 통해 무인 자

Received : Feb. 14. 2012; Reviewed : Mar. 8. 2012; Accepted : May 2. 2012  
 ※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 (로봇 비전&인지 센터) 지원사업의 연구결과로 수행되었음. (NIPA-2011-C7000-1001-0007)

<sup>†</sup> 교신저자 : 한국과학기술원 로봇공학학제전공 박사과정

<sup>1</sup> 한국과학기술원 로봇공학학제전공 석사졸업

<sup>2</sup> 한국과학기술원 전기및전자공학과 교수

동차의 주변 환경에 존재하는 물체의 종류를 확인할 수 있고 물체 사이의 공간적인 관계를 파악할 수 있을 뿐만 아니라 앞에서 언급한 위치 추정, 경로 계획 등의 응용에 더욱 풍부한 정보를 제공하게 된다.

시맨틱 맵핑은 현재 로보틱스 분야에서 활발히 진행 중인 연구 분야이다. Jean-Francois Lalonde 외 3인은 레이저 거리 센서를 이용하여 주변 환경을 측정하였고, 3차원 점군 데이터의 통계적 특성을 통해 점군 데이터를 'scatter', 'linear', 'surface'의 3가지로 분류하는 방법을 제안하였다<sup>[2]</sup>. [2]에서는 레이저 거리 센서를 이용하여 획득한 3차원 점군의 공간상의 분포 특성을 계산하여 saliency feature를 추출하였다. 그 다음 획득한 saliency feature로부터 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용하여 지형에 따라 점군을 분류하였다. Aleksey Golovinskiy 외 2인은 물체의 검출과 군집화 그리고 인식까지 전 영역에 걸쳐 3차원 점군을 인식하는 방법을 소개하였다<sup>[3]</sup>. 레이저 거리 센서를 이용하여 점군을 획득하였고, 점군의 밀도가 높은 곳을 물체의 위치로 추정하여 전경과 배경을 그래프 컷(Graph-cut)의 방법으로 구분한다. 군집화된 점들에 대해 점의 수, 영역의 부피, 평균 높이, 높이의 표준편차 등을 특징치로 추출하여 물체를 분류하는 방법을 제안하였다. Xialong Zhu 외 4인은 2차원 레이저 거리 센서를 차량의 양쪽 측면에 설치하여 수직으로 스캔하도록 시스템을 구성하고, 차량의 이동에 따라 연속적으로 2차원 데이터를 수집하도록 하였다<sup>[4,5]</sup>. 이러한 방식으로 점군을 수집하면 3차원 점군 데이터의 각 점을 픽셀로 하는 2차원 거리 이미지(range image)로 표현할 수 있다. 거리 이미지에 이미지기반 객체 분할(segmentation) 알고리즘을 적용하여 물체를 효과적으로 분할하고 분류하는 방법을 제안하였다. 특히 [4]에서는 normal vector estimation 기법을 물체의 분류에 이용하고, [5]에서는 각각의 물체마다 물체의 기하학적인 특징을 정의하여 물체를 분류한다.

지금까지 살펴본 논문들은 정확히 객체를 분할하고 인식률을 높이며, 클래스 수를 늘려 되도록이면 많은 물체를 분류하려는 것이 연구의 방향으로 볼 수 있다. 그러나 기존의 연구가 인식률 면에서 높은 성능을 보여주시는 하지만 실시간의 성능을 보장하지는 못한다. 실시간성이 확보되어야 실제 무인 자동차에 적용할 수 있으며 데이터의 획득과 동시에 처리가 가능한 온라인

알고리즘이 필요하다고 할 수 있겠다.

본 논문의 목표는 무인 자동차를 위한 도시 환경에서의 빠른 주변 환경 인식 방법을 제안하는 것이다. 실시간성의 확보는 물론 데이터 획득과 동시에 모든 연산이 가능하도록 하는 온라인 알고리즘을 제안한다. 따라서 연산시간이 많이 소모되는 작업을 최소로 하여 간단한 방법으로 구현하였다. 이를 위해 센서의 데이터 획득 특성을 고려하였다. 그리고 인식을 또한 기존의 연구에 버금가는 성능을 얻고자 하였다.

## 2. 도시 환경에서의 빠른 주변 환경 인식 방법

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 도시 환경에서의 빠른 주변 환경 인식 방법의 5단계에 대해서 각 단계별로 자세히 설명한다. 이를 통해 데이터 획득에서부터 객체의 분류까지 무인 자동차로 시맨틱 맵핑을 하는 전체적인 방법을 제안한다.

### 2.1 레이저 거리 센서를 이용한 데이터 획득

무인 자동차의 주변 환경에 대한 3차원 점군을 획득하는 센서 중에서 레이저 거리 센서는 다른 센서에 비해 정확하다는 장점을 지니기 때문에 여러 분야에서 활용되는 센서이다. 본 논문에서는 2차원 레이저 거리 센서를 이용한 주변 환경 모델링 방법을 제안하고자 한다. 제안된 시스템은 관련 연구를 참고하여<sup>[4,5,6]</sup> 2차원 센서를 그림 1과 같이 차량 측면에 장착하고 지면과 수직 방향으로 2차원 라인을 스캔하도록 구성하였다. 그림 1에서 보듯이 제안된 시스템은 무인 자동차가 이동하면서 3차원 점군을 손쉽게 얻을 수 있도록 구성되어 있다.

2차원 센서를 이용할 경우 센서의 측정 속도에 맞추어 매순간 2차원 데이터가 획득되는 특수한 스캔 패

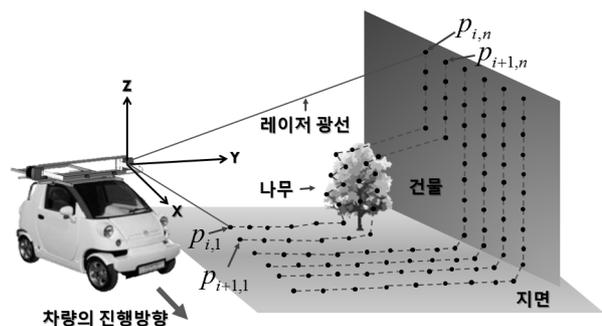


그림 1. 2차원 레이저 센서를 이용한 데이터 측정의 예

턴을 보이게 된다. 이러한 패턴을 이용하면 점을 손쉽게 분류할 수 있다. 2.2절에서는 점군 분류에 대한 내용을 다룬다.

### 2.2 연속적인 점의 분류

2차원 레이저 거리 센서를 이용하면 센서로부터 매 순간마다 연속적으로 2차원 거리 데이터를 획득하게 된다. 이러한 센서는 매순간 수백 개의 측정된 점군을 제공한다. 이때 센서의 특성상 모든 점들은 순차적으로 획득되며 이러한 특성으로 획득되는 점의 순서를 알 수 있게 된다(그림 1).

여기서  $i$ 번째 스캔된 점들의 집합을  $P_i$ 로 하고,  $i$ 번째 스캔에서  $k$ 번째 측정된 점을  $p_{i,k}$ 라고 한다. 즉,  $i$ 번째 스캔에서  $n$ 개의 점이 측정되면  $P_i = \{p_{i,1}, \dots, p_{i,n}\}$ 으로 표현된다. 연속적으로 측정되는 특성이 있기 때문에 임의의 점  $p_{i,k}$ 에서 이전에 측정된 점  $p_{i,k-1}$ 의 위치와 이후에 측정된 점  $p_{i,k+1}$ 의 위치를 알 수 있다. 이를 통해 점과 점 사이를 잇는 선을 생각할 수 있고, 이 선과 Z축(지면에서 수직인 축) 사이의 각도  $\Theta(0\sim 180^\circ)$ 를 알 수 있다. 이 방법은 [7]에서 소개된 sequential classification이며, 이를 응용하여 본 논문에서는 그림 2와 같이 연속적으로 측정된 두 점을 잇는 선분과 Y축과의 각도( $0\sim 90^\circ$ )를 구하였다. 이는 [7]의 방법을 좀 더 단순화하여 각도 자체만으로 점을 분류하기 위함이다. 측정된 모든 점에 대해서 각도를 구하고, 각도를 특정 기준으로 나누어 수직형(Vertival type), 경사형(Slope type), 수평형(Horizontal type)의 3가지 유형으로 분류한다(그림 2). 이와 같은 점의 3가지 유형은 2.3절에서 소개될 지면의 검출 방법과 2.5절에서 소개될 객체의 분류에서 특징치를 구성하는데 이용된다.

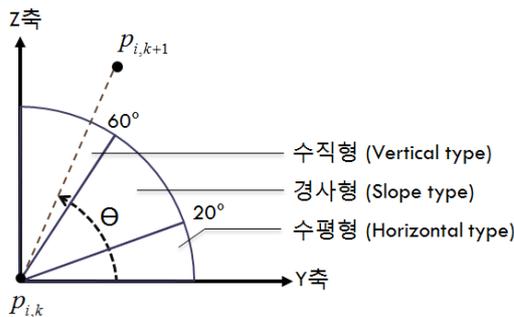


그림 2. 점군의 각도에 따른 3가지 유형 분류

### 2.3 지면의 검출과 제거

물체를 각각의 객체로 구분하기에 앞서 지면을 검출하여 제거하는 과정을 선행하도록 한다. 지면을 제거하면 물체들은 물리적인 거리 차이가 발생되고, 거리 기반으로 객체 분할(segmentation)을 수행할 수 있다. 2.2절에 소개된 연속적인 점의 분류의 결과로 모든 점들은 수직형, 경사형, 수평형 중에 하나의 유형을 가지게 된다. 여기서 지면에 해당하는 모든 점들은 수평형으로 분류된다. 그러나 모든 수평형의 점들이 지면에 해당하지는 않기 때문에 수평형의 점들 중에서 지면에 해당하는 점들로 분류하는 과정이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 지면을 검출하는 방법은 다음과 같다(그림 3). 먼저 수평형으로 분류된 점들 중에서 완벽히 지면에 해당하는 점이라고 판단할 수 있는 점 하나를 시작점(seed)으로 지정한다. 본 논문에서는 매순간 스캔되는 2차원 데이터에서 첫 번째로 측정된 점을 시작점으로 선택하였다. 첫 번째로 측정된 점은 무인 자동차에 가장 근접한 영역에서 측정되고, 무인 자동차가 다니는 길은 곧 지면을 의미하기 때문이다. (센서 시스템이 본 논문에서 이용된 것과 다를 경우 시작점을 달리 지정하여야 할 것이다.) 이렇게 시작점이 지정되면 한 스캔 데이터 내에서 순차적으로 수평형에 해당되는 점과 높이 차이를 비교를 한다. 두 점의 높이 차이가 기준값 이하라면 비교되는 점도 지면에 해당하는 점으로 분류하고, 기준값 이상이면 수평형의 점으로 그대로 둔다(그림 3에서 자동차 위의 수평형의 점들은 지면으로 검출되지 않는다). 본 논문에서는 기준값을 0.5m로 설정하였다. 이 과정을 모든 수평형의 점에 대해서 반복 수행한다. 그리고 매순간 스캔되는 데이터에 대해서 동일한 과정을 반복하면 지면의

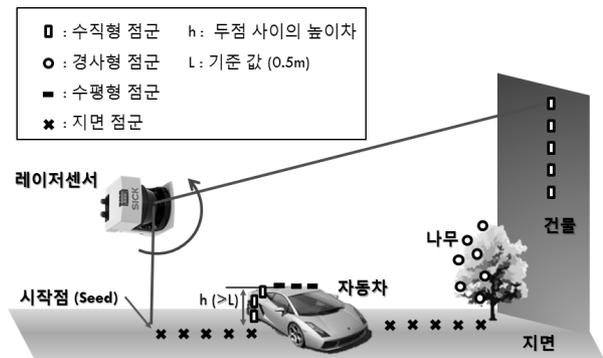


그림 3. 점의 분류 결과를 이용한 지면의 검출 방법

검출 과정이 완료된다.

## 2.4 객체 분할(Segmentation)

본 논문에서는 [8]에서 제안된 RBNN(Radially Bounded Nearest Neighbor graph)의 방법을 객체 분할에 적용하였다. RBNN은 k-NN처럼 자신과 인접한 점의 개수를 k로 제한하지 않고, 특정 반경( $r$ ) 이내에 존재하는 모든 점들을 자신과 인접한 점으로 간주하여 하나의 객체로 지정하는 방법이다. 따라서 각각의 점들이 특정 반경 이내에 서로서로 연결되어 있다면 연결된 점들은 하나의 객체가 된다.

하지만 RBNN도 몇 가지 문제점이 존재한다. 첫 번째 문제점은 물체가 효과적으로 분할되기 위해서는 지면과 건물을 포함한 모든 물체들이 정해진 반경이상 떨어져 있어야 한다는 것이다. 이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 지면을 먼저 제거한 뒤 RBNN 알고리즘을 적용하였다. 2.3절의 내용에서처럼 지면이 제거되면 물체들은 물리적인 거리 차이가 발생되고 RBNN의 적용이 용이해진다. 또한 하나의 고정된 반경을 설정하지 않고 측정 거리에 따라 반경의 크기를 달리하는 방법을 채택하였다. 그 이유는 도시 환경에서는 측정거리가 수십 미터로 크고, 센서의 특성상 측정거리가 멀수록 연속되는 두 점 사이의 거리가 커지는 특성이 있기 때문이다. 만약 반경을 고정 값으로 설정할 경우 하나의 객체가 여러 개의 객체로 분리되어 분할되는 현상(over-segmentation)과 여러 개의 객체가 하나의 객체로 분할되는 현상(under-segmentation)이 발생한다.

두 번째 문제점은 자신과 이웃하는 점을 찾기 위해서는 자신의 주변에 위치한 점들을 검색해야 하고, 이러한 검색에는 시간이 소요되는 점이다. [8]에서는 데이터 검색을 위해 kd-tree의 방법을 이용하였다. kd-tree가 효과적이고 빠른 검색 속도를 보여주지만, 검색을 위해서는 일정시간 이상의 시간이 소요될 수밖에 없다. 결국 데이터 검색 과정이 포함되어야 한다. 따라서 데이터 검색 방법을 개선하기 위해서 [9]의 continuous nearest neighbors 방법을 이용하였다. 이 방법은 연속적으로 측정되는 시스템의 특성을 이용한 것으로 매순간 측정된 데이터는 이전에 측정된 데이터에서만 검색을 하면 되기 때문에 검색을 위한 시간이 소요되지 않는다. 본 논문에서 구성된 시스템도 2차원

데이터가 순차적으로 측정되기 때문에 이웃한 점을 찾기 위해서는 이전에 측정된 데이터에서 후보군을 설정하여 특정 반경 이내에 들어오는 점들을 찾으면 이웃한 점이된다. 이 방법으로 이웃한 점들을 묶어나가면 객체 분할이 수행된다. 따라서 kd-tree와 같은 데이터 구조에서 필요한 검색 과정이 불필요하게 되어 검색을 위한 시간 소요가 적다. 객체 분할의 과정을 요약하여 정리하면 다음과 같다.

- ① 측정점을 기준으로 이전 스캔된 데이터 중에 후보군 설정
- ② 모든 후보군을 대상으로 측정점과의 거리 측정 및 반경 이내에 존재하는 점 확인
- ③ 객체ID 확인
  - ID가 존재할 경우 동일한 ID를 모든 점에 부여
  - ID가 없을 경우 새 ID를 모든 점에 부여
- ④ 객체ID가 둘 이상 존재할 경우 ID 리스트를 생성하여 리스트 내의 객체ID에 속하는 모든 점들에 대해 하나의 객체ID 부여

## 2.5 객체 분류(Classification)

일정 거리 이상을 주행한 후, 객체 분할의 과정이 완료되면 객체 분류의 과정을 수행하게 된다. 논문에서는 효과적인 분류를 위해 LDA(Linear Discriminant Analysis, 선형판별분석) 방법을 이용하였다<sup>[11]</sup>. LDA의 학습과정에서는 특정치로 이루어진 공간에서 각 클래스 별로 특정치를 구분 하는 경계선의 weight vector와 bias(threshold)를 학습데이터를 통해 사전에 결정한다. 분류 과정에서는 학습과정에서 결정된 경계선을 이용하여 객체의 특정치를 시험하고 클래스를 구분한다. 분류를 위한 클래스는 도시 환경에서 흔히 볼 수 있는 자동차, 나무, 건물, 기둥(가로등)의 네 가지 클래스와 무인 자동차의 주행에 방해될 수 있는 낮은 구조물에 대한 클래스의 총 5가지 클래스이다. (단, 30개 이하의 점을 가지는 객체는 특정 물체로 구분하기가 힘들기 때문에 분류에서 제외된다.) LDA는 기본적으로 두 가지 클래스를 구분하는 이진분류기이므로 5개의 클래스를 효과적으로 분류하기 위해서 트리 구조를 이용한다. 따라서 순차적으로 하나씩 클래스가 분류되어 총 4차의 분류 과정을 거치면 5개의 클래스를 모두 분류할 수 있다. 각각의 분류 순서(트리의 구성)는 학습 과정

에서 최대의 인식률을 보여주는 트리 구조를 선택하였다. 그림 4는 본 논문에서 제안하는 분류 방법을 보여준다.

효과적인 분류를 위해서는 특징치(feature)를 추출해야 한다. 본 논문에서는 총 25개의 특징치가 사용되었으며 사용된 특징치는 표 1에서와 같이 정의하였다. 여기서  $f_8 \sim f_{25}$ 의 18개의 특징치는 본 논문에서 제안한 점의 분류 기법의 결과를 이용하여 추출한 것으로 새롭게 제안하는 특징치이다. 그림 3에서 보면 각각의

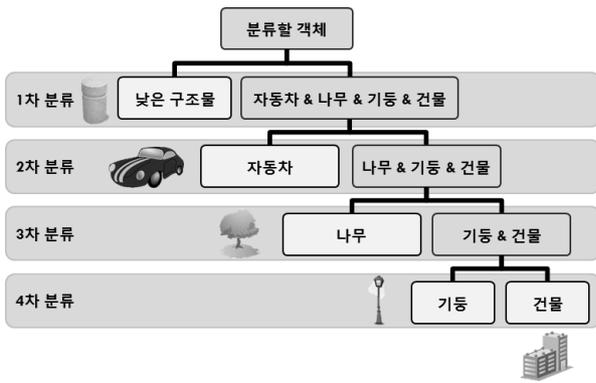


그림 4. LDA와 Tree 구조를 이용한 객체 분류

표 1. 객체의 특징치 정의

특징치	정의
$f_1$	객체의 수평 방향 길이
$f_2$	객체 중간의 수평 방향 길이
$f_3$	객체의 평균 높이
$f_4$	객체의 최대 높이
$f_5$	객체의 최소 높이
$f_6$	객체의 점군 개수
$f_7$	점군의 개수 / 객체의 높이
$f_8$	수직형 점군의 개수
$f_9$	경사형 점군의 개수
$f_{10}$	수평형 점군의 개수
$f_{11}$	수직형 점군의 개수 / 객체의 높이
$f_{12}$	경사형 점군의 개수 / 객체의 높이
$f_{13}$	수평형 점군의 개수 / 객체의 높이
$f_{14}$	수직형 점군의 개수 / 객체안의 점군의 개수
$f_{15}$	경사형 점군의 개수 / 객체안의 점군의 개수
$f_{16}$	수평형 점군의 개수 / 객체안의 점군의 개수
$f_{17} \sim f_{19}$	높이에 따라 삼등분한 영역에 수직형 점군의 개수 / 객체안의 점군 개수
$f_{20} \sim f_{22}$	높이에 따라 삼등분한 영역에 경사형 점군의 개수 / 객체안의 점군 개수
$f_{23} \sim f_{25}$	높이에 따라 삼등분한 영역에 수평형 점군의 개수 / 객체안의 점군 개수

클래스들은 높이에 따라 특정한 유형의 점군의 분포 특성을 보여주는데, 예를 들어 자동차의 경우엔 아랫 부분과 중간 부분에서는 주로 수직형 점군이 나타나고, 높은 부분에서는 주로 수평형 점군이 나타난다. 이와 같이 높이에 따라 변하는 특정한 유형을 특징치로 나타내기 위해서  $f_{17} \sim f_{25}$ 를 제안하였다. 높이에 따라 객체를 삼등분하고 각각의 높이에 따른 영역에 해당하는 점들을 구분하여  $f_{14} \sim f_{16}$ 를 추출한 방식과 유사하게 특징치를 추출 하였다.

### 3. 실험 결과 및 분석

이 장에서는 본 논문의 실험에 이용되는 센서 시스템을 소개하고, 센서 시스템에서 얻은 데이터를 이용하여 얻은 실험 결과와 결과에 대한 분석을 보여준다.

#### 3.1 센서 시스템 및 실험 데이터

그림 5는 실험을 위해 구축된 무인 자동차의 모습이다<sup>[10]</sup>. 레이저 센서가 좌/우측 각각 1대, 전방에 1대가 설치되어 있으며, 차량의 위치 정보는 GPS와 IMU를 통해 얻을 수 있다. (본 실험에서는 좌/우측 레이저 센서만을 이용하였다.) 표 2는 센서 시스템의 주요 사

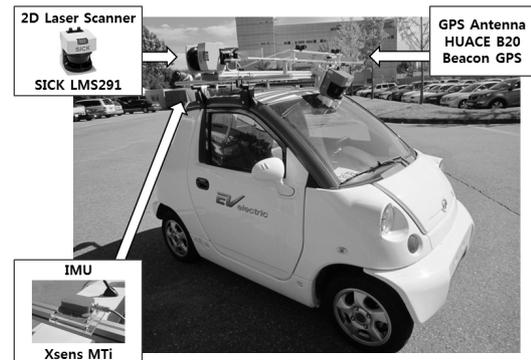


그림 5. 실험용 자동차 및 센서 시스템

표 2. 센서 시스템의 사양

Device	Spec	
DGPS (HUACE B20)	Resolution	0.5m
	Update Speed Rate	1Hz
IMU (Xsens MTi)	Resolution	0.5°(Roll, Pitch, Yaw)
	Update Speed Rate	50Hz
LRF (SICK LMS291)	Scanning Angle	180°
	Angular Resolution	0.5°
	Update Speed Rate	37.5Hz
PC	CPU	Quad Core 2.83GHz
	RAM	4GB

양을 정리한 것이다.

그림 6은 실험 데이터를 획득한 카이스트 캠퍼스 실험 환경이다. 이 곳은 도시 환경에서 흔히 볼 수 있는 자동차, 건물, 나무 등이 주로 분포되어 있어 제안된 알고리즘을 실험하기 적합했다. 그림 7에는 제안된 센서 시스템으로 카이스트 캠퍼스 1구역(그림 6의 상단 부분)에서 획득한 점군 데이터를 표시하였다. 실험 차량은 15~30km/h의 주행 속도로 1구역에서 1,227,400개의 점군을 획득하였고 2구역에서는 1,407,900개의 점군을 획득했다.

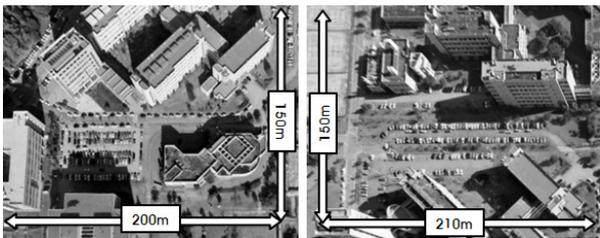


그림 6. 카이스트 캠퍼스 실험 환경 (좌: 1구역, 우: 2구역)

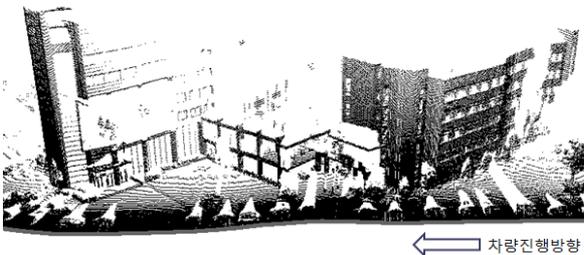


그림 7. 점군 데이터 (카이스트 캠퍼스 일부분)

### 3.2 학습 및 실험 내용

LDA의 weight vector와 bias를 결정하기 위해서는 학습의 과정이 필요하다. 본 논문에서 학습을 위해 카이스트 캠퍼스에서 측정된 데이터를 이용하였다. 실험 데이터 중에서 좌측 레이저를 통해 얻은 데이터만을 학습에 이용하였다. 그 다음 객체 분류 실험에는 좌/우측 모든 데이터를 이용하여, 일부 데이터로 학습된 알고리즘이 전체 데이터에도 잘 동작하는지를 확인하였다. 학습 데이터를 만들 때는 객체를 분할하고 사용자가 직접 수작업으로 각 객체에 클래스를 지정한다. 학습 데이터에서 얻은 객체 수는 건물 33개, 자동차 85개, 나무 102개, 기둥 11개 그리고 낮은 구조물이 21개였다. 그 다음 각각의 객체에서 25가지의 특징치를 추출하고 LDA의 weight vector와 bias를 결정하였다.

여기서 얻은 weight vector와 bias 값으로부터 전체 데이터에 대해 분류 실험한 결과를 다음 장에 기술하였다.

### 3.3 실험 결과

캠퍼스 환경에서 획득한 데이터를 이용하여 실험을 수행하였다. 그림 8은 2.2장에서 제안한 연속적인 점의 분류 결과로 연속되는 점의 각도로부터 점의 유형을 3가지로 분류한 결과이다.

그림 8에서처럼 지면에서는 수평형 점군이 나타나고 건물에서는 수직형 점군이 나타난다. 자동차의 경우 옆면에서는 수직형, 위쪽 면에서는 수평형이 나타난다. 이는 제안된 특징치를 구할 때 객체의 높이에 따라 삼등분하여 분류에 사용하는 이유다. 나무에 경우 수직형, 분산형이 골고루 분포되어 있다. 이러한 특징은 특징치로 나타내어 분류에 사용된다.

그림 9는 2.3장에서 제안한 지면 제거 방법으로 지면을 검출한 결과이다. 객체를 분할하기 전에 지면에 해당하는 것을 미리 제거하여 객체 분할을 용이하게 하였다. 그림 10은 2.4장에서 제안한 객체 분할 결과이

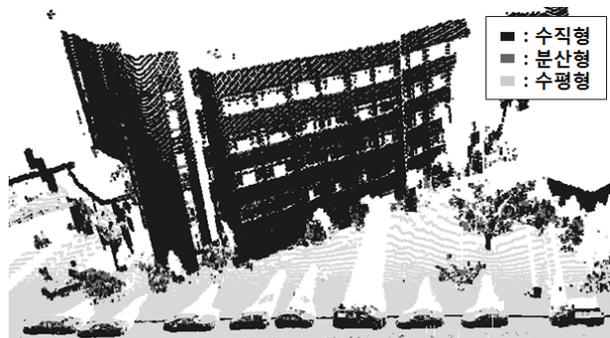


그림 8 점군의 각도에 따른 분류 결과

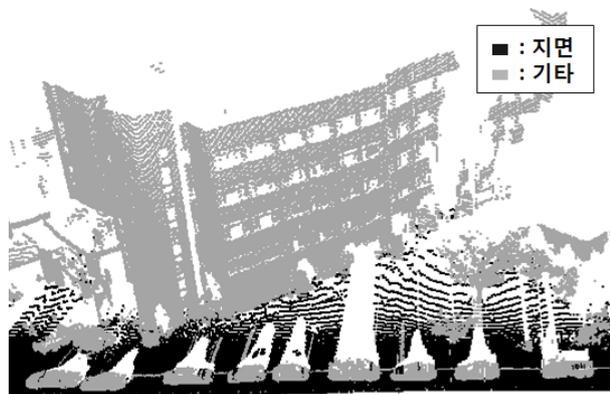


그림 9. 지면 검출 결과

다. 각각의 객체를 서로 다른 색으로 표시하였는데, 그림 10에서 확인 할 수 있듯이 지면을 제외한 각 점군들이 객체에 따라 잘 분할된 것을 확인할 수 있다. 이렇게 분할된 객체들은 2.5장에서 제안된 객체 분류 방법으로 지물의 종류에 따라 최종 분류된다. 그림 11~15는 제안된 방법의 최종 분류 결과이며 각각의 종류에 따라 검은색 점군으로 표시하였다. 그림 11~15에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법으로 지물의 종류를 잘 분류해내는 것을 볼 수 있다. 이를 입증하기 위해 다음과 같이 정량적 결과를 산출하였다.

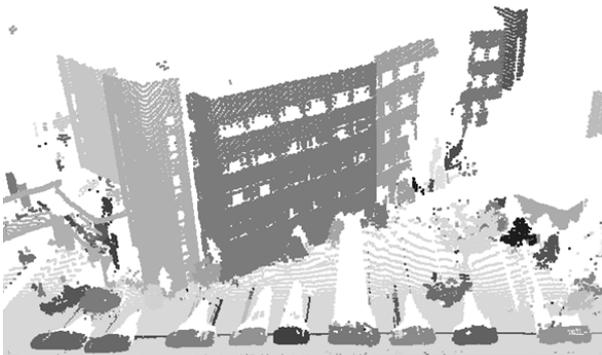


그림 10. 객체 분할 결과(각각의 객체를 서로 다른 색깔로 표시함)

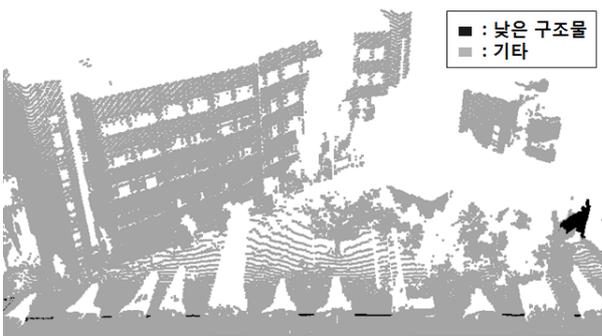


그림 11. 낮은 구조물 분류 결과

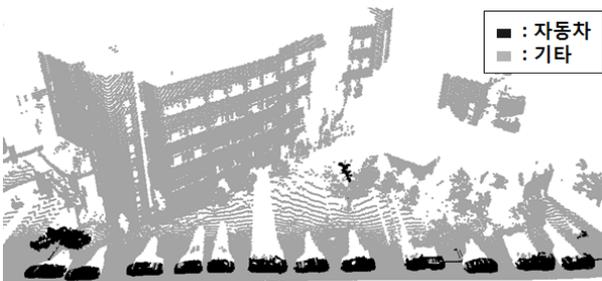


그림 12. 자동차 분류 결과



그림 13. 나무 분류 결과

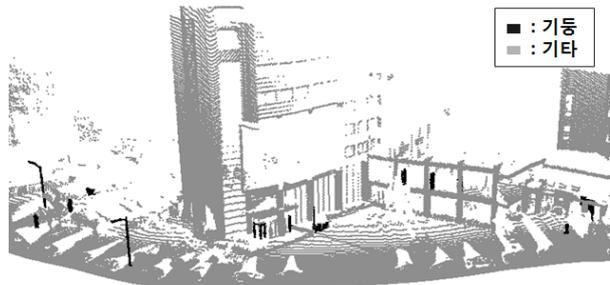


그림 14. 기둥 분류 결과

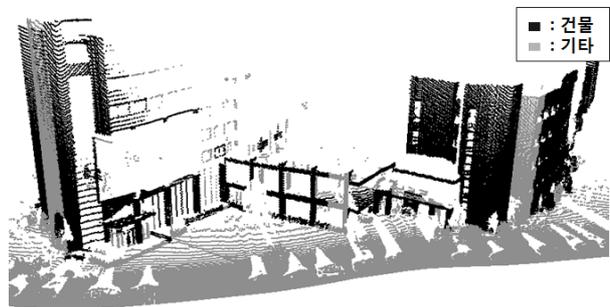


그림 15. 건물 분류 결과

표 3과 그림 16은 인식률을 보여주는 confusion matrix이다. precision의 수치가 기둥에서 0.643으로 낮은 편이지만 대체로 0.8~0.9의 높은 인식률을 보여준다. 기둥의 precision이 낮은 이유는 실제 건물이나 낮은 구조물에서 관찰되는 기둥 모양의 구조물이 기둥으로 분류되었기 때문이다. 마찬가지로 recall의 수치가 낮은 구조물에서 0.678으로 낮은 편이지만 대체로 0.8~0.9의 높은 인식률을 보여준다. 낮은 구조물의 recall이 낮은 이유는 실제 낮은 구조물들의 모양이 작고 다양하여 다른 비슷한 물체로 분류되었기 때문이다.

표 3. confusion matrix

		Actual Class					Precision
		건물	자동차	나무	기둥	낮은 구조물	
Predicted Class	건물	70	3	10	0	4	0.805
	자동차	5	183	17	2	7	0.855
	나무	4	21	154	1	1	0.851
	기둥	4	1	3	27	7	0.643
	낮은 구조물	2	2	0	0	40	0.909
Recall		0.824	0.871	0.837	0.900	0.678	

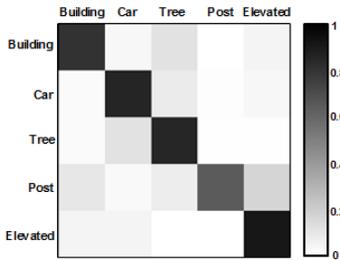


그림 16. confusion matrix

다음은 제안된 알고리즘의 수행 속도에 대해서 분석한 결과이다. 실험한 총 스캔 수는 좌/우 합하여 7,300개이며, 한 스캔 당 361개의 점군이 측정되므로 총 2,635,300개의 점군에 대하여 실험하였다. 객체를 분할하고 분류하는 데 걸린 시간은 스캔 당 평균 4.5ms이며, 이를 연산 속도로 나타내면 222Hz이다. 센서 2개의 측정 속도 75Hz와 비교할 때 약 3배 빠른 연산 속도를 보여준다. 이것은 제안된 알고리즘의 연산 속도가 레이저 스캔 속도 보다 빠르므로 실제 주행에서 실시간으로 적용 가능성을 증명한다. 참고로 제안된 방법은 객체의 분할과 분류를 스캔을 할 때 마다 매번 실행하는 데, 객체의 분할이 완전히 이루어지지 않는 경우에는 정확하지 않은 분류 결과를 임시로 얻었다가, 분할이 완전히 이루어 질 때에 최종 분류 결과를 얻게 되고 객체 전체의 분류 결과를 갱신하게 된다. 그러므로 매번 알고리즘이 실행되어도 분류 결과를 획득할 수 있다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 레이저 거리 센서를 이용하여 얻은 3차원 점군 데이터를 빠르게 분류하여 무인 자동차가 주변 환경을 쉽게 인식할 수 있는 맵 생성 방법을 제안하였다. 이는 센서의 측정 특성을 고려하여 센서의

측정과 동시에 데이터를 분류하고 군집화하는 것을 가능하게 함으로써 구현된 방법이다. 이로써 데이터의 획득과 동시에 연속적으로 객체 분할과 객체 분류가 가능하였다.

본 논문에서 제안하는 방법으로 무인 자동차의 주변 환경 인식 알고리즘의 실시간성을 확보하였다. 제안된 방법은 연산 속도가 센서의 측정 속도보다 2~4배 빠르므로 무인 자동차의 주행 중 레이저 거리 측정 실시간으로 적용 가능한 알고리즘이다. 향후 더 높은 인식률을 위해서 특징치를 보완하거나 다른 센서와의 융합하는 연구가 필요할 것으로 보인다.

#### 참고문헌

- [1] D. Dolgov, S. Thrun, M. Montemerlo, and J. Diebel, "Path Planning for Autonomous Vehicles in Unknown Semi-structured Environments", *International Journal of Robotics Research (IJRR)*, Vol. 29, No. 5, pp. 485-501, 2010.
- [2] J.F. Lalonde, N. Vandapel, D.F. Huber, and M. Hebert, "Natural Terrain Classification using Three-Dimensional Ladar Data for Ground Robot Mobility", *Journal of Field Robotics*, Vol. 23, No. 10, pp. 839-861, 2006.
- [3] A. Golovinskiy, V.G. Kim, and T. Funkhouser, "Shape-based Recognition of 3D Point Clouds in Urban Environments", *IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2154-2161, 2009.
- [4] X. Zhu, H. Zhao, Y. Liu, Y. Zhao, and H. Zha, "Segmentation and Classification of Range Image from an Intelligent Vehicle in Urban Environment", *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 1457-1462, 2010.
- [5] H. Zhao, Y. Liu, X. Zhu, Y. Zhao, and H. Zha, "Scene Understanding in a Large Dynamic Environment through a Laser-based Sensing", *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 128-133, 2010.
- [6] J.L. Blanco, F.A. Moreno, and J. Gonzalez, "A collection of outdoor robotic datasets with

centimeter-accuracy ground truth", Autonomous Robots, Vol. 27, No. 4, pp. 327-351, 2009.

- [7] O. Hadjiliadis and I. Stamos, "Sequential Classification in Point Clouds of Urban Scenes", 5th International Symposium 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT), 2010.
- [8] K. Klasing, D. Wollherr, and M. Buss, "A Clustering Method for Efficient Segmentation of 3D Laser Data", IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 4043-4048, 2008.
- [9] K. Klasing, D. Wollherr, and M. Buss, "Realtime Segmentation of Range Data Using Continuous Nearest Neighbors", IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 2431-2436, 2009.
- [10] 김시중, 강정원, 최윤근, 박상운, 심인욱, 안승욱, 정명진, "무인 차량을 위한 센서 시스템 개발 및 3차원 월드 모델링", 제어·로봇·시스템학회 논문지, 제17권, 제6호, pp. 531 - 538, 2011년, 6월.
- [11] C.M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, New York, pp.179-196, 2006.



**안 승 욱**

2010 경북대학교 전자전기컴퓨터공학부(공학사)  
 2012.2 한국과학기술원 로봇공학학제전공 석사 졸업  
 2012.2~현재 LG전자 연구원

관심분야 : 3D world modeling, robot vision



**최 윤 근**

2007 단국대학교 기계공학과 (공학사)  
 2010 고려대학교 메카트로닉스학과 (공학석사)  
 2010~현재 한국과학기술원 로봇공학학제전공 박사과정

관심분야 : semantic perception and mapping



**정 명 진**

1973 서울대학교 공과대학 전기공학과(공학사)  
 1977 미시간대학교 전기공학과(공학석사)  
 1983 미시간대학교 제어공학과(공학박사)

1976 국방과학연구소 연구원  
 1981~1983 미시간대학교 CRIM 연구 조교  
 1983~현재 한국과학기술원 전기전자공학과 교수  
 관심분야 : service robot, human-robot interaction