

논문 2015-10-22

2D 라이다 데이터베이스 기반 장애물 분류 기법

(Obstacle Classification Method Based on Single 2D LIDAR Database)

이 무현, 허수정, 박용완*
(Moohyun Lee, Soojung Hur, Yongwan Park)

Abstract : We propose obstacle classification method based on 2D LIDAR(Light Detecting and Ranging) database. The existing obstacle classification method based on 2D LIDAR, has an advantage in terms of accuracy and shorter calculation time. However, it was difficult to classifier the type of obstacle and therefore accurate path planning was not possible. In order to overcome this problem, a method of classifying obstacle type based on width data of obstacle was proposed. However, width data was not sufficient to improve accuracy. In this paper, database was established by width, intensity, variance of range, variance of intensity data. The first classification was processed by the width data, and the second classification was processed by the intensity data, and the third classification was processed by the variance of range, intensity data. The classification was processed by comparing to database, and the result of obstacle classification was determined by finding the one with highest similarity values. An experiment using an actual autonomous vehicle under real environment shows that calculation time declined in comparison to 3D LIDAR and it was possible to classify obstacle using single 2D LIDAR.

Keywords : Obstacle classification, Autonomous vehicle, LIDAR, Classifier, Database, Range data, Intensity data

1. 서론

자율주행 자동차가 운전자의 개입 없이 스스로 주행하기 위해서는 지속적인 경로 생성을 필요로 한다. 경로 생성 기술이란 현재 위치로부터 목적지 까지 주행하기 위해 주행이 가능한 경로를 생성하는 것이다. 경로 생성을 위해서는 라이다(LIDAR : Light Detecting And Ranging), 비전(VISION) 등과 같은 센서를 이용하여 차량 주변의 도로 상황과 주행 가능 여부, 주행 공간 내 장애물 판단 등의 기술이 필요하다. 특히 장애물을 인식 및 분류하는 기

*Corresponding Author (ywpark@yu.ac.kr)

Received: 3 Sep. 2014, Revised: 13 Oct. 2014,

Accepted: 16 Oct. 2014.

M. Lee, S. Hur, Y. Park: Yeungnam University

※ 본 연구는 교육부와 한국연구재단의 지역혁신 인력양성사업으로 수행된 연구결과임 (No. 2013H1B8A2031879)

술은 필수적인 기술이다[1].

단순히 장애물 유무의 파악을 통한 장애물 인식 만으로도 경로 생성은 할 수 있다. 하지만 보다 효율적인 경로 생성을 위해서는 장애물 인식을 넘어서, 장애물의 종류에 대한 구분을 통한 장애물 분류가 필요하다. 장애물의 종류에 대한 정보를 획득할 수 있다면, 장애물 및 현재 상황에 적합한 판단이 가능하며 나아가 효율적인 경로 생성이 가능하기 때문이다.

경로 생성을 위해 주변 환경을 인식하는 대표적인 센서로는 라이다, 비전이 있다[2]. 이들 센서의 성능은 인지 거리, 인지 범위, 거리 정확도, 거리 분해능, 각 분해능로 구별할 수 있다.

라이다는 크게 2D 라이다와 3D 라이다로 분류할 수 있다. 라이다는 높은 거리 분해능과 각 분해능을 가지며 높은 정확도의 거리 정보를 획득할 수 있어, 자율주행 자동차의 맵 생성 기법에 주로 사용되고 있다[3]. 하지만 장애물의 유무에 대한 정보,

라이다와 장애물 간의 거리에 대한 정보만을 이용하기 때문에 장애물의 형태, 색상 등을 통한 장애물의 종류에 대한 정보는 획득할 수 없다는 단점이 존재한다.

라이다의 이러한 단점을 극복하고자 최근에는 다수개의 라이다[4-5], 또는 3D 라이다[6-7]를 사용하는 기법도 연구 중이지만, 센서 자체의 비용이 높고, 색상 등을 통한 장애물의 종류에 대한 정보를 획득하기 어려운 것은 동일하다는 문제점이 존재한다. 따라서 라이다와 이종 센서 간의 융합을 통한 장애물의 인식 및 분류에 대한 연구가 진행 중이다. 이러한 이종 센서의 대표적인 예가 비전이다.

비전은 이미지 데이터를 이용하여 라이다가 분류할 수 없는 장애물의 종류에 대한 정보를 획득할 수 있다는 장점이 있어 자율주행 자동차의 장애물 인식 및 분류에서 주로 사용되고 있다[8]. 하지만 라이다의 장점인 센서와 장애물 간의 거리에 대한 정보를 획득하기 어렵고, 라이다에 비해 비교적로 계산량이 많아 자율주행 자동차에서 빠른 처리 속도를 보장하기 어렵다는 단점이 존재한다[9]. 또한 가시성이 확보되지 않는 환경에서는 비전을 통해 정보를 획득할 수 없다는 단점 역시 존재한다.

단순히 장애물의 유무를 인식하는 것을 넘어 장애물의 종류에 대한 분류가 가능하다면 주행 환경에 존재하는 장애물에 대한 정확한 정보를 획득할 수 있고, 그에 따라 단순한 경로 생성이 아닌 보다 효율적이고 정확한 경로 생성이 가능하게 된다. 예를 들어 인식된 장애물이 탑승 대기자라면 자율주행 자동차는 도로 가장자리로 이동하기 위해 차선을 변경해야 하고, 인식된 장애물이 돌발 장애물이라면 자율주행 자동차는 정지하는 등의 움직임이 필요하다. 이렇듯 단순히 장애물을 인식하는 것이 아니라 정확한 종류를 분류할 수 있다면, 보다 효율적인 경로 생성이 가능하게 된다.

II. 관련 연구

효율적이고 정확한 경로 생성을 위해서는 단순히 장애물을 인식하는 것뿐만 아니라, 장애물을 정확히 분류하기 위한 데이터를 획득해야 한다. 하지만 라이다의 거리 데이터 기반 장애물 분류 기법은 장애물의 종류를 분류하기에 충분하지 못하다는 문제점이 존재하기 때문에, 이러한 문제점을 해결하기 위해 일반적으로 비전의 융합을 통해 장애물을 분류하는 기법이 제안된바 있다[10]. 비전과의 융합을 통해 라이다 기반 장애물 분류 기법의 문제점을

보완할 수 있었지만, 비전 기반 장애물 분류 기법에는 빠른 처리 속도를 보장하기 어렵다는 문제점이 존재한다. 자율주행 자동차의 경우, 경로 생성이 늦어 장애물과 충돌하게 된다면 운전자의 안전에 치명적인 영향을 미치게 된다. 따라서 장애물 분류에 대한 실시간성을 요구하므로, 장애물을 정확히 분류함과 동시에 빠른 처리 속도를 보장할 수 있는 단일 라이다 기반의 새로운 장애물 분류 기법이 필요하다.

단일 라이다 기반의 장애물 분류 시, 가장 큰 문제점은 앞서 언급한 것처럼 장애물의 종류에 대한 정보를 획득하기 불충분하다는 점이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 라이다의 거리 데이터 기반의 데이터베이스를 구축하고 장애물을 분류하는 기법이 제안된바 있다[11]. 장애물을 분류하기 위해 라이다의 거리 데이터를 통해 특징을 추출하고, 추출한 특징을 바탕으로 데이터베이스를 구축한 후, 라이다를 통해 획득되는 데이터와의 비교를 통해 장애물을 분류하는 기법이다. 하지만 라이다의 거리 데이터만으로는 장애물을 정확히 분류하기 어렵기 때문에, 기존 논문에서는 25개라는 많은 특징을 추출하여 장애물을 분류한다. 데이터베이스와의 단순 비교를 이용한 분류를 통해 계산량의 감소라는 장점은 확인할 수 있지만, 라이다의 거리 데이터만으로는 정확히 장애물을 분류하기 어렵다는 단점이 여전히 존재한다. 라이다 거리 데이터 기반 기법의 이러한 한계를 극복하기 위해 높이 데이터가 포함된 거리 데이터를 획득할 수 있는 라이다인 3D 라이다를 이용하여 장애물을 분류하는 기법이 많이 연구되고 있다. 3D 라이다와 인공 신경 회로망 기법을 사용한 장애물 분류 기법은 라이다의 이러한 문제점을 극복하여 장애물을 분류한다[12]. 인간의 뇌기능을 많은 수학적 모델링과 학습 시스템으로 구현하여, 라이다 기반의 기법에서 장애물을 분류하기 위해 추출한 많은 양의 특징을 필요로 하지 않고도 높은 정확도로 장애물을 분류할 수 있다. 하지만 많은 수학적 모델링과 3D 라이다가 가지는 많은 데이터양에 따른 계산량 복잡이라는 문제점을 야기한다.

따라서 본 논문에서는 자율주행 자동차의 경로를 보다 효율적이고 정확히 생성하고, 높은 실시간성을 통한 안전한 자율 주행을 위해 2차원 라이다 데이터베이스 기반의 새로운 장애물 분류 기법을 제안 하고자 한다. 본 논문에서 제안하는 기법은 그림 1과 같으며, 장애물에 대한 데이터베이스를 구축하고, 구축된 데이터베이스를 이용하여 장애물을

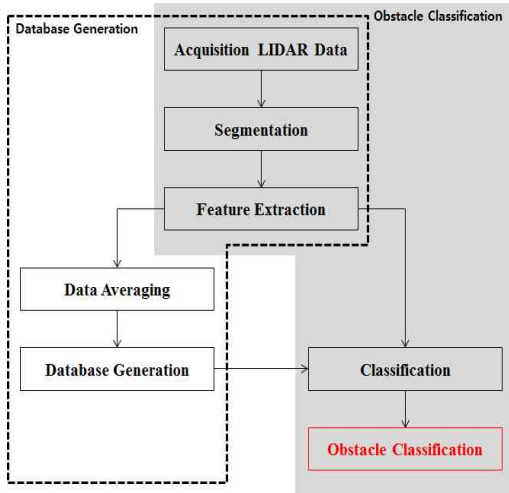


그림 1. 제안하는 장애물 분류 알고리즘
Fig. 1 Proposed obstacle classification algorithm

분류함으로써 2차원 라이다만으로 장애물의 종류를 분류하고, 비교적 빠른 계산량 제공을 통해 높은 실시간성을 기대할 수 있다.

III. 장애물 분류 알고리즘

본 논문에서 제안하는 장애물 분류 기법의 전체적인 과정은 그림 1과 같이 데이터베이스를 구축(Database Generation)하는 부분과 장애물을 분류(Obstacle Classification)하는 부분으로 구분할 수 있다. 점선으로 표시한 부분이 데이터베이스 구축 부분이고, 음영으로 표시한 부분이 장애물 분류 부분이다. 데이터베이스 구축 부분은 최종적으로 분류할 장애물의 후보군을 선정하고, 선정한 장애물 후보군에 대하여 라이다를 통해 데이터를 획득한 후, 데이터베이스를 구축하는 부분이다. 장애물 분류 부분은 구축한 데이터베이스와 라이다를 통해 획득되는 전방의 장애물 데이터를 비교하여, 전방에 존재하는 장애물의 종류를 분류하는 부분이다.

1. 데이터베이스 구축

데이터베이스를 구축하기 위해 가장 먼저 수행하는 과정은 최종적으로 분류할 장애물의 후보군을 선정하는 것이다. 본 논문에서는 자율주행 자동차가 주행할 시, 가장 빈번히 접할 수 있는 4가지 장애물을 후보군으로 선정하였다. 차량, 러버콘(Rubber Cone), 2륜차량, 보행자는 우리가 도로 상황에서

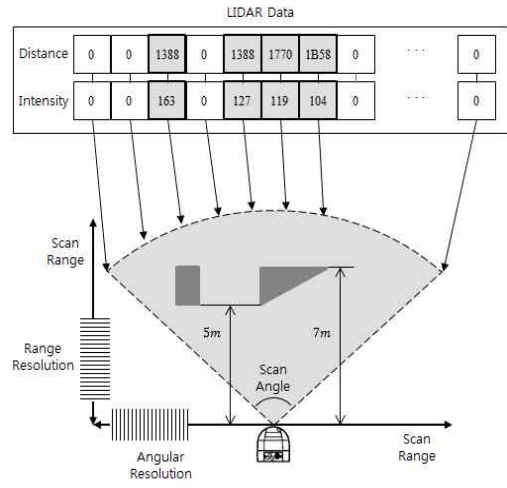


그림 2. 라이다 성능 및 데이터 형태
Fig. 2 LIDAR specification & data format

가장 흔히 볼 수 있는 장애물이다. 따라서 이들 장애물을 장애물 후보군으로 선정하고 데이터베이스를 구축하였다.

1.1 라이다 데이터 획득

본 논문에서 사용하는 라이다는 SICK LMS 511-Lite이다. SICK LMS 511-Lite는 2차원 라이다로 자율주행 차량의 앞 범퍼 부근에 Forward Looking 방식으로 지면과 수평하게 설치하였다. 따라서 라이다와 장애물 간의 거리가 달라지더라도 장애물의 일정한 부분만을 동일하게 인지할 수 있다.

그림 2는 자율주행 차량에 장착된 라이다를 위에서 바라본 모습을 도식화 하여, 라이다의 성능을 나타내는 요소와 획득 되는 데이터의 형태를 간략하게 나타낸 그림이다. 본 논문에서 사용한 라이다는 190°의 인지 범위(Scan Angle)와 0.5°의 각 분해능(Angular Resolution)를 가지기 때문에 381개의 거리 데이터와 그에 상응하는 신호세기 데이터를 획득한다. SICK LMS 511-Lite의 자세한 사양은 4장에서 설명하기로 한다. 그림 2와 같이 라이다 데이터는 숫자의 배열로 이루어져 있으며, 거리 데이터, 신호세기 데이터와 각종 라이다 정보를 포함하고 있다. 숫자 배열의 각 숫자는 16진수로 이루어져 있고, 각 16진수 숫자는 라이다와 장애물간의 거리, 장애물의 신호세기 데이터를 나타낸다. 장애물이 존재하지 않은 인지 범위는 거리 데이터와 신호세기 데이터가 0으로 표현되고, 장애물이 존재하는 인지 범위는 거리 데이터와 신호세기 데이터가 16진수 숫자로 표현된

다. 삼각형 형태의 장애물은 우측으로 갈수록 라이다로부터 멀어지게 되는 형태이기 때문에, 거리 데이터의 값을 나타내는 16진수가 점점 커지게 된다. 1388은 5000mm를 나타내는 16진수 숫자이며, 1B58은 7000mm를 나타내는 16진수 숫자이다. 또한 사각형 형태의 장애물과 삼각형 형태의 장애물은 동일하게 5000mm에 위치하고 있기 때문에 각각의 거리 데이터는 1388로 동일하게 표현될 수 있지만, 매질과 색상이 다르기 때문에 163과 127이라는 다른 신호세기 값으로 표현될 수 있다. 라이다 데이터의 크기인 숫자 배열의 길이는 인지 범위와 각 분해능로 결정된다. 인지 범위가 클수록, 각 분해능가 좋을수록 길어진다.

1.2 객체 분할(Segmentation)

라이다를 통해 획득한 데이터에는 우리가 원하는 장애물에 대한 데이터만 있는 것이 아니다. 장애물 주변의 배경 데이터가 함께 획득되기 때문이다. 따라서 우리는 배경 데이터를 제거하여 순수한 장애물에 대한 데이터만 획득하는 과정이 필요하다. 이 과정이 객체 분할이다. 객체 분할은 라이다 데이터의 배경 데이터를 제거하는 기능 외에도 라이다와 장애물 간의 거리 데이터를 이용하여 장애물 데이터를 그룹화(Grouping) 해주는 기능이 있다. 본 논문에서는 사용된 객체 분할 기법은 Sequential Classification 기법이며, 라이다 데이터 중 연속적인 데이터를 연결하여 그룹화 해주는 기법이다[13]. Sequential Classification 기법을 이용한 객체 분할 과정을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 라이다 데이터 중 i 번째 데이터를 P_i 라 하고, i 번째 이전의 데이터를 P_{i-1} , i 번째 이후의 데이터를 P_{i+1} 이라 하면, 라이다 데이터는 연속적으로 인지되어 획득되는 특성이 있기 때문에 임의의 점 P_x 에서 이전 데이터와 이후 데이터의 위치를 알 수 있다. 이를 통해 연속적인 데이터를 추출하여 그룹화해 줄 수 있다.

그림 3은 객체 분할 과정의 원리를 도식화한 그림이다. 배열은 라이다 데이터를 의미하고, 배열 안의 숫자는 16진수인 거리 데이터를 의미한다. 이 배열 중 0이라는 값을 가진 거리 데이터를 기준으로 연속적인 데이터를 그룹화 해줄 수 있다.

그림 4는 본 논문에서 수행한 객체 분할 과정의 결과를 나타낸 그림이다. (a)는 라이다를 통해 전방에 존재하는 두 개의 장애물을 획득한 데이터를 Rectangular Coordinate로 변환한 그림이고, (b)는 (a)에서 객체 분할 과정을 통해 배경 데이터를 제거

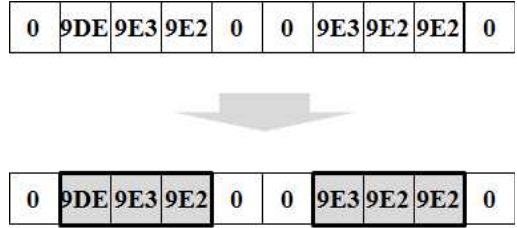
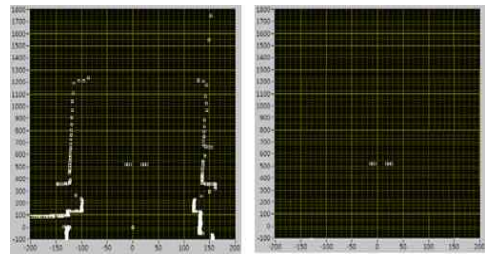


그림 3. 객체 분할 원리
Fig. 3 Principle of Segmentation



(a) 객체 분할 전 라이다 데이터
(b) 객체 분할 후 라이다 데이터
(a) LIDAR Data before Segmentation
(b) LIDAR Data after Segmentation

그림 4. 객체 분할 결과
Fig. 4 Result of Segmentation

한 결과를 나타낸 그림이다. 본 논문에서는 장애물을 라이다의 정면에 배치한다는 제한 요소를 설정하고 연구를 진행하였다. 따라서 라이다 정면의 장애물을 제외한 나머지 데이터를 배경 데이터로 판단하고 제거하는 과정을 수행하였다.

1.3 특징 추출(Feature Extraction)

본 논문에서 장애물을 분류하기 위해 사용하는 특징은 4가지이다. 장애물의 폭(Width) 데이터, 신호세기(Intensity) 데이터, 거리(Range) 데이터의 분산, 신호세기 데이터의 분산이다.

장애물의 폭 데이터는 숫자 배열로 구성되는 거리 데이터 중 연속되는 데이터의 개수를 계산하여 추출할 수 있다. 숫자 배열은 숫자와 공백(Space)으로 이루어져 있기 때문에, 연속되지 않은 데이터 이전까지의 공백의 수를 계산한다.

신호세기 데이터는 라이다가 방사하는 레이저 펄스가 장애물에 반사되어 돌아오는 반사강도를 의미한다. 신호세기 데이터는 장애물의 표면 반사율에 영향을 받고, 이 표면 반사율은 장애물 매질의 상태

와 색상에 영향을 받는다[14]. 이는 장애물의 매질이 레이저 펄스를 반사시키는 정도와 연관이 있다. 매질의 상태는 거친(Rough) 정도와 광택이 나는(Gloss) 정도에 따라 신호세기 데이터가 달라지며, 광택이 잘 나는 매질 상태일수록 신호세기 데이터가 큰 값을 가진다. 또한 매질의 색상은 어두운(Dark) 정도와 밝은(Bright) 정도에 따라 신호세기 데이터가 달라지며 밝은 매질의 색상일수록 신호세기 데이터가 큰 값을 가진다. 따라서 신호세기를 통해 장애물 매질의 상태와 색상에 대한 정보를 획득할 수 있고, 결과적으로 장애물의 특징을 파악할 수 있다. 신호세기 데이터는 라이다 데이터에서 거리 데이터와 함께 16진수 숫자 배열의 형태로 획득이 가능하다.

거리 데이터의 분산으로 인지된 장애물의 대략적인 형태 데이터를 획득할 수 있다. 거리 데이터의 분산이 크다면 인지된 장애물이 직선 형태가 아니라는 것을 확인할 수 있고, 거리 데이터의 분산이 작다면 인지된 장애물이 직선 형태라는 것을 확인할 수 있다.

신호세기 데이터의 분산으로는 인지된 장애물의 매질 상태와 색상의 다양성에 대한 데이터를 획득할 수 있다. 신호세기 데이터의 분산이 크다면 인지된 장애물이 다양한 매질과 색상으로 이루어진 것을 확인할 수 있고, 신호세기 데이터가 작다면 인지된 장애물이 단일 매질과 색상으로 이루어진 것을 확인할 수 있다.

1.4 데이터 평균화(Data Averaging)

특징 추출 과정에서 추출한 4가지 특징을 이용하여 데이터베이스를 구축한다. 데이터베이스를 구축할 때, 우리는 여러 번 라이다 데이터를 획득하고, 획득한 데이터를 평균화한다. 평균화는 실 환경 실험에서 문제가 되는 매 순간의 공기 투과율, 채널 환경의 잡음 등으로 인한 오류를 고려하는 과정이다. 장애물 데이터베이스 구축의 형태는 식 (1), (2)와 같다.

$$E_{DB} = \frac{\sum_{i=1}^N (Data_i)}{N} \tag{1}$$

$$V_{DB} = \frac{\sum_{i=1}^N (Data_i)^2}{N} - \left(\frac{\sum_{i=1}^N (Data_i)}{N} \right)^2 \tag{2}$$

식 (1)에서 E_{DB} 는 획득한 라이다 데이터를 평균화하여 데이터베이스를 생성한 결과, $Data_i$ 는 획득되는 라이다 데이터, N 은 라이다 데이터를 획득한

개수를 의미하고, 식 (2)에서 V_{DB} 는 평균화를 통해 획득할 수 있는 라이다 데이터의 분산을 의미한다.

1.5 데이터베이스 구축(Database Generation)

장애물 데이터베이스 구축 시, 2가지 사항에 대하여 고려하였다. 첫 번째 사항은 자율주행 차량과 장애물 간의 거리이다. 일반적으로 자율주행 차량이 저속 주행(30km/h)할 때의 제동거리가 15m이므로 최소한 전방 20m에서 장애물의 분류가 이루어져야 한다고 판단하였다. 또한 20m 이내에서 갑자기 나타나는 돌발적인 장애물에 대처하기 위하여 20m에서 5m까지 5m간격으로 장애물 데이터베이스를 구축하였다.

두 번째 고려 사항은 장애물의 방향이다. 일반적으로 라이다가 장애물을 인식할 때 고려할 수 있는 경우의 수는 4가지이다. 장애물의 정면, 측면, 후면, 그리고 측 후면이다. 이중 측면의 경우는 장애물마다 그 폭이 명확히 다르기 때문에 상대적으로 다른 방향보다 분류 정확도가 높다. 차량, 2륜차량, 보행자에 대해 생각해 보면, 측면의 경우는 3가지 장애물의 폭 차이가 명확하다. 따라서 본 논문에서는 자율주행 시, 일반적으로 인식할 수 있고 폭 차이가 비교적 불명확한 후면을 기준으로 설정하였다.

2. 장애물 분류

장애물 분류 부분은 라이다 데이터 획득, 객체 분할, 특징 추출 과정을 통해 획득되는 라이다 데이터와 데이터베이스 구축 부분에서 구축한 4가지 장애물 후보군에 대한 데이터베이스와의 비교를 통해 전방에 존재하는 장애물의 종류를 분류하는 부분이다. 장애물 분류 부분에서 수행되는 라이다 데이터 획득 부분, 객체 분할 부분 그리고 특징 추출 부분은 데이터베이스 구축 부분과 동일하게 수행된다.

2.1 분류(Classification)

분류 부분은 라이다를 통해 획득되는 장애물 데이터와 데이터베이스 구축 부분에서 구축한 데이터베이스를 비교하는 부분이다.

그림 5는 획득되는 라이다 데이터와 미리 구축한 데이터베이스와의 비교를 통해 장애물을 분류하는 과정을 도식화한 그림이다. 라이다를 통해 획득된 전방의 장애물 데이터와 데이터베이스와의 비교 후, 각각의 오차를 계산한다. 데이터베이스와의 오차 중, 가장 작은 오차를 가지는 데이터베이스가 획득된 라이다 데이터와 가장 유사한 장애물이라고 판단 한다.

본 논문에서는 3번의 분류 과정을 통해 최종적

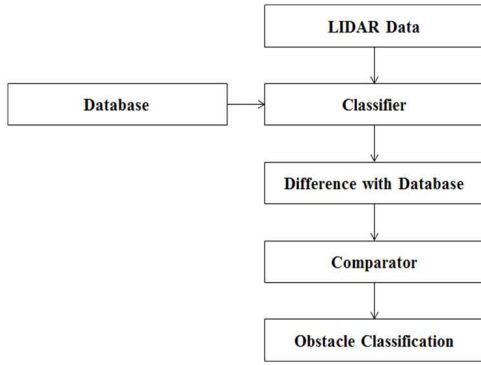


그림 5. 분류 과정

Fig. 5 Classification Process

으로 장애물의 종류를 분류한다. 1차 분류에서는 장애물의 폭 데이터를 이용하여 장애물을 분류하고, 2차 분류에서는 장애물의 신호세기를 이용하여 장애물을 분류한다. 마지막 3차 분류에서는 장애물의 거리 데이터와 신호세기 데이터의 분산을 이용하여 장애물을 분류한다.

각각의 분류 과정에서는 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 사용하여 라이다 데이터와 데이터베이스와의 비교를 수행한다. 유클리드 거리는 두 데이터를 비교할 때 가장 널리 사용되는 방법으로, 제곱에 대한 계산량의 복잡을 야기하는 단점이 있지만 데이터의 차이를 직관적으로 계산할 수 있다는 장점이 있다. 또한 다른 최근접 비교기에 비해 단순하다는 장점을 가지고 있다. 아래 식 (3)은 본 논문에서 라이다 데이터와 데이터베이스와의 비교 시 사용한 유클리드 거리의 식이다. 식 (3)에서 E_{DB} 는 장애물 데이터베이스, $Data_i$ 는 획득되는 라이다 데이터를 의미한다.

$$d_{ED}(E_{DB}, Data_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (E_{DB} - Data_i)^2} \quad (3)$$

IV. 실험

1. 실험 환경

본 논문에서 장애물 분류를 위해 실 환경에서 실험을 수행하였다. 실험 장소는 영남대학교 교내 도로이며, 자율주행 차량에 라이다를 장착하고 자율주행 차량의 전방 5m, 10m, 15m, 20m에 장애물을 배치하였다. 자율주행 차량과 장애물 사이에 다른

표 1. SICK LMS 511-Lite의 사양
Table. 1. Specification of SICK LMS 511-Lite

Item	Value
Waveform	Pulse
Wavelength	905nm
Angular Resolution	0.25°, 0.50°, 1.00°
Aperture Size	40mm
Divergence	11mrad
Light Spot Size on Front	13.6mm
Pulse Repetition Frequency	36kHz
Scanning Frequency	25Hz, 50Hz, 75Hz
Scan Angle	Maximum 190°
Scan Range	Maximum 80m
Systematic Error	±25mm, ±35mm, ±50mm
Statistical Error	±6mm, ±8mm, ±14mm

장애물은 존재하지 않으며, 자율주행 차량과 장애물은 모두 정지한 상태에서 실험이 진행되었다. 실험에 사용된 LIDAR는 SICK LMS 511-Lite이다. 표 1은 SICK LMS 511-Lite의 사양을 나타내고 있다. 표 1에 나타나 있는 사양 중 각 분해능은 3가지 값 중 1가지 값으로 사용자가 설정할 수 있다. 설정된 각 분해능 값에 따라 인지 주파수, 시스템 오류, 통계적 오류 값이 결정되며, 이들은 서로 트레이드오프(Tradeoff) 관계를 이룬다. 높은 각 분해능을 설정하게 되면 인지 주파수(Scanning Frequency)는 작은 값으로 자동 설정되고 시스템 오류와 통계적 오류 수치가 커지게 되며, 낮은 각 분해능을 설정하게 되면 인지 주파수는 큰 값으로 자동 설정되고 시스템 오류와 통계적 오류 수치가 작아지게 된다. 본 실험에서는 자세하고 장애물 정밀한 데이터 획득을 위해서 가장 높은 각 분해능인 0.25°로 설정하였으며, 인지 주파수는 가장 작은 값인 25Hz, 시스템 오류 값은 ±50mm, 통계적 오류 값은 ±14mm로 설정되었다.

2. 실험 결과

장애물 분류 정확도는 라이다로부터 획득되는 전방의 장애물 데이터와 기준에 구축해 놓은 데이터베이스와의 비교를 통해 전방의 장애물을 정확히 분류하는 비율로 판단하였다.

그림 6은 실험을 통해 4가지 장애물 후보군에 대한 장애물 분류 결과를 도식화한 그림이다. 장애물의 폭 데이터를 이용한 1차 분류에서 차량을 분

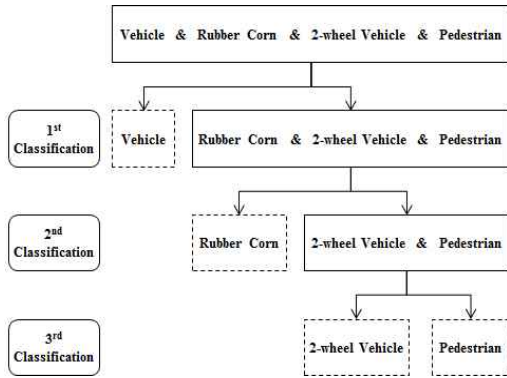


그림 6. 장애물 분류 결과
Fig. 6 Obstacle classification result

류하고, 신호세기 데이터를 이용한 2차 분류에서 러버콘을 분류하고, 거리 데이터와 신호세기 데이터의 분산을 이용한 3차 분류에서 2륜차량과 보행자를 분류할 수 있었다.

표 2는 3차원 라이다 기반의 장애물 분류 기법의 분류 정확도를 나타내고 있으며[12], 표 3은 본 논문에서 제안하는 기법의 분류 정확도를 나타내고 있다. 5m, 10m, 15m, 20m에서 실험한 결과를 종합하여 각 장애물에 대한 분류 정확도를 백분율로 나타내었다.

표 3에서 차량의 분류 정확도가 가장 높은 것을 확인할 수 있는데, 이는 차량의 크기가 다른 장애물에 비해 명확히 크기 때문이다. 크기가 크기 때문에 폭 데이터가 다른 장애물에 비해 크기 때문에 폭 데이터를 이용하여 높은 정확도로 분류되는 것을 확인할 수 있었다.

러버콘의 분류 정확도가 두 번째로 높은 이유는 크기가 비슷한 보행자, 2륜차량에 비해 신호세기 데이터가 크기 때문이다. 러버콘의 매질 상태와 색상이 보행자, 2륜차량에 비해 레이저 펄스를 잘 반사시키기 때문에 비교적 큰 신호세기 데이터를 획득할 수 있었다. 또한 매질의 상태와 색상이 보행자, 2륜차량에 비해 일정하기 때문에 신호세기 데이터가 일정한 점도 높은 분류 정확도에 기여하였다.

2륜차량과 보행자의 경우는 앞서 언급한 차량과 러버콘보다 낮은 분류 정확도를 확인할 수 있다. 2륜차량과 보행자는 후면에서 인지하였을 때, 폭 데이터와 신호세기 데이터가 명확히 차이가 나지 않기 때문이다. 2륜차량과 보행자의 경우는 매질의 상태 및 색상이 다양하다. 2륜차량의 경우는 2륜차량의 차체만으로도 매질의 상태와 색상이 다양한 것

표 2. 기존 알고리즘의 분류 정확도
Table. 2. Accuracy of existing algorithm

Obstacle	Accuracy (%)
Vehicle	91.65
Building	88.13
Light Pole / Trees	88.13
Pedestrian	96.96
Others	81.81

표 3. 제안 알고리즘의 분류 정확도
Table. 3. Accuracy of proposed algorithm

Obstacle	Accuracy (%)
Vehicle	92.79
Rubber Corn	88.25
2-wheel Vehicle	79.73
Pedestrian	82.83

은 물론이고, 탑승자의 옷에 따라서 더욱 다양한 매질 상태와 색상을 나타낸다. 보행자의 경우는 입고 있는 옷의 종류에 따라 매질 상태와 색상이 다르다. 하지만 매질의 상태와 색상이 매우 다양하기 때문에 그 만큼 신호세기 데이터가 일정하지 못하며, 이러한 데이터는 신호세기 데이터의 분산을 통해 확인할 수 있다. 또한 2륜차량은 후면에서 인지한 형태가 다른 장애물과는 달리 직선이 아니다. 바퀴가 가장 먼저 인지되고, 바퀴 양 옆에 탑승자의 다리가 인지되기 때문에 삼각형의 형태를 나타낸다. 따라서 라이다와 장애물 간의 거리 데이터가 일정하지 않다. 이러한 데이터는 라이다와 장애물 간 거리 데이터의 분산을 통해 확인할 수 있다.

기존의 3차원 라이다 기반의 장애물 분류 기법과 비교하였을 때, 본 논문에서 제안하는 기법은 분류 정확도에서는 큰 차이가 없음을 확인할 수 있다. 다만 보행자의 경우에는 2차원 라이다 데이터를 이용한 본 논문과는 달리 3차원 라이다 데이터를 이용하여 보행자의 특징을 더욱 자세히 획득하여 분류 정확도가 높은 것을 확인할 수 있다. 하지만 기존의 기법은 3차원 라이다 데이터가 야기하는 많은 데이터양과 그에 따른 많은 계산량이라는 단점을 가지고 있다. 3차원 라이다 데이터는 2차원 라이다 데이터에 비해 그 양이 많고, 데이터의 구성이 더 복잡하다. 이러한 사실을 생각해 보았을 때, 본 논문에서 제안하는 2차원 라이다 기반의 기법이 가지는 낮은 계산량이라는 장점으로, 낮은 분류 정확도에 대한 부분을 보완할 수 있을 것으로 기대한다.

V. 결 론

본 논문에서는 자율주행 차량의 경로 생성을 위한 라이다 기반의 장애물 분류 기법에 대해서 제안하였다. 자율주행 차량에서 신속하고 정확한 경로 생성은 안전과 관련된 중요한 부분이다. 이러한 경로 생성을 위해서는 장애물의 정확한 분류가 필요하다. 우리는 라이다로부터 장애물의 폭 데이터, 신호세기 데이터, 거리 데이터와 신호세기 데이터의 분산을 이용하여 장애물을 분류하였다. 기존의 3차원 라이다 데이터를 이용하여 장애물을 분류하는 기법을 그림 1과 같이 데이터베이스와의 비교를 통한 기법으로 대체함으로써 유사한 분류 정확도와 적은 데이터양에 따른 비교적 낮은 계산량이라는 장점을 확인할 수 있었다.

향후 연구 과제는 향상된 경로 생성을 위해 차량, 러버콘, 2륜차량, 보행자 등과 같은 일반적인 장애물뿐만 아니라 차선, 과속방지턱, 교통 표지판, 신호등과 같은 장애물을 추가적으로 인식하여 분류하는 것이다. 또한 장애물과 자율주행 차량의 움직임, 날씨와 같은 환경적인 요인 등 장애물 분류 정확도에 영향을 주는 요인들에 대한 해결방안 역시 연구해야 한다. 마지막으로 장애물 데이터베이스를 생성할 학습 시스템에 대한 연구가 이루어져야 한다. 실시간으로 장애물 데이터베이스를 생성하고, 업데이트를 통해 보다 높은 장애물 분류 정확도와 다양한 분류 장애물 후보군을 기대할 수 있다. 이러한 연구는 자율주행 차량에 있어 실시간으로 정확한 경로를 생성하는 시스템에 도움이 될 것이다.

References

- [1] W.C Jang, J.M. Kim, "Design and implementation of sensor network based autonomous vehicle control system," IEMEK J.I of Embed. Sys. Appl., Vol. 7, No. 5, pp. 247-253, 2012 (in Korean).
- [2] J. Wenger, "Automotive radar-status and perspective," Proceedings of Compound Semiconductor Integrated Circuit Symposium, pp. 21-24, 2005.
- [3] A. Kirchner, T. Heinrich, "Model based detection of road boundaries with a laser scanner," Proceedings of Intelligent Vehicle Symposium, pp. 93-98, 1998.
- [4] K. Chu, J. Han, M. Lee, D. Kim, K. Jo, D. Oh, E. Yoon, M. Gwak, K. Han, D. Lee, B. Choe, Y. Kim, K. Lee, K. Huh, M. Sunwoo, "Development of an autonomous vehicle: A1," Transactions of KSAE, Vol. 19, No. 4, pp. 146-154, 2011 (in Korean).
- [5] D.M. Cole, P.M. Newman, "Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments," Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, pp. 1556-1563, 2006.
- [6] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavrn, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann, K. Lau, C. Oakley, M. Palatucci, V. Pratt, P. Stang, S. Strohband, C. Dupont, L.E. Jendrossek, C.Koelen, C. Markey, C. Rummel, J. van Mieke가, E. Jensen, P. Alessandrini, G. Bradski, B. Davies, S. Ettinger, A. Kaehler, A. Nefian, P. Mahoney, "Stanley: The robot that won the DARPA grand challenge," Journal of Field Robotics, Vol. 23, No. 9, pp. 661-692, 2006.
- [7] R. Halterman, M. Bruch, "Velodyne HDL-64E lidar for unmanned surface vehicle obstacle detection," Proceedings of International Society for Optical Engineering, Vol. 7692, pp. 224-231, 2010.
- [8] Z. Yanjun, "A single camera based rear obstacle detection system," Proceedings of Intelligent Vehicle Symposium, pp. 485-490, 2011.
- [9] L. Iocchi, S. Pellegrini, "Building 3D maps with semantic elements integrating 2D laser, stereo vision and IMU on a mobile robot," Proceedings of the 2nd International Society for Photogrammetry and Remote Sensing International Workshop 3D-ARCH, 2007.
- [10] H.C. Moon, J.H. Kim, J.H. Kim, "Obstacle detecting system for unmanned ground vehicle using laser scanner and vision," Proceedings of International Conference on Control, Automation and System, pp. 1758-1761, 2007.
- [11] S.W. Ahn, Y.G. Choe. M.J. Chung, "Fast scene understanding in urban environments for an autonomous vehicle equipped with 2D

- laser scanners,” Journal of Korea Robotics Society, Vol. 7, No. 2, pp. 92-100, 2012 (in Korean).
- [12] D. Haverman, A. Hata, D. Wolf, F. Osorio, “Artificial neural nets object recognition for 3D point cloud,” Proceedings of Brazilian Conference on Intelligent System, pp. 101-106, 2013.
- [13] O. Hadjiliadis, I. Stamos, “Sequential classification in point cloud of urban scenes,” Proceedings of 3DPVT, 2010.
- [14] J. Hancock, “Laser intensity-based obstacle detection,” Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and System, Vol. 3, pp. 1541-1546, 1998.

Moohyun Lee (이 무 현)



He received the B.S. degree in Information and communication Engineering from Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea, in 2015. He is currently working toward M.S. degree at Yeungnam University. His research interests include LIDAR Signal Processing, Obstacle Classification.

Email: lavender@ynu.ac.kr

Soojung Hur (허 수 정)



She received M.S. (2007) and Ph.D. (2012) degrees in Information and Communication Engineering from Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea. She was post-doctoral fellow at Korea Institute of Science and Technology since 2012 to 2014 and currently works at BK21+ Yeungnam University as a Research Professor. Her interests are focused on the position, indoor navigation system, LIDAR signal processing, pattern recognition and wireless communication.

Email: sjheo@ynu.ac.kr

Yongwan Park (박 용 완)

He received the B.S. and M.S. degrees in Electrical Engineering from Gyungpook National University, Daegu, Republic of Korea, in 1982. He received M.S. and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from State University of New York at Buffalo, USA in 1989 and 1992. He joined the California Institute of Technology as a research fellow from 1992 to 1993. From 1994 to 1996, he has served as a chief researcher for developing IMT-2000 system at SK Telecom, Korea. Since 1996, he has been a professor of information and communication engineering at Yeungnam University, Korea. From January to February of 2000, he was an invited professor at NTT DoCoMo Wireless Lab., Japan. He was also a visiting professor at UC Irvine, USA in 2003. From 2008 to 2009 he served as a director of Technology Innovation Center for wireless multimedia by Korean government. Since 2009, he has been a president of IT Convergence Industry Technology Gyeongbuk, Ins., Korea. From 2013 to 2015, he was a Service Subcommittee Chair at 5G Forum, Korea. His current research areas of interest includes beyond Mobile Communication, Telematics, location-based services in wireless communication, etc.

Email: ywpark@yu.ac.kr