

# 자율주행 자동차의 실 도로 차선 변경을 위한 장애물 검출 및 경로 계획에 관한 연구

## A Research of Obstacle Detection and Path Planning for Lane Change of Autonomous Vehicle in Urban Environment

오재석, 임경일, 김정하\*  
(Jae-Saek Oh<sup>1</sup>, Kyung-Il Lim<sup>1</sup>, and Jung-Ha Kim<sup>1,\*</sup>)

<sup>1</sup>Graduate School of Automotive Engineering, Kookmin University

**Abstract:** Recently, in automotive technology area, intelligent safety systems have been actively accomplished for drivers, passengers, and pedestrians. Also, many researches are focused on development of autonomous vehicles. This paper propose the application of LiDAR sensors, which takes major role in perceiving environment, terrain classification, obstacle data clustering method, and local map building for autonomous driving. Finally, based on these results, planning for lane change path that vehicle tracking possible were created and the reliability of path generation were experimented.

**Keywords:** autonomous vehicle, map building, object detection, path planning, machine learning, bezier curve

### I. 서론

오늘날 자동차 산업은 ‘친환경 & 지능형’이라는 두 가지 카테고리가 가장 큰 연구 개발 분야이다. 이 중 지능형자동차는 주행 안전성과 운전자의 편의성을 향상 시키기 위한 연구가 주로 이루어 지고 있다. 현재 지능형자동차 기술은 운전자 보조 시스템(ADAS: Advanced Driver Assistance System)에 적용 되고 있다. 향후 지능형자동차의 기술은 자율주행자동차에 적용되어 단계별로 개발이 진행될 예정이다[1,2].

자율주행자동차는 운전자의 개입 의지에 따라 자율적으로 차량 주변 환경 및 상황을 판단하여 정해진 목적지까지 안전하게 이동하는 차량을 의미한다. 자율주행자동차의 연구는 첨단 IT 기업인 미국의 ‘Google 社’을 비롯하여 전 세계 유수의 글로벌 자동차 기업인 ‘벤츠 社’, ‘포드 社’, ‘토요타 社’, ‘현대기아자동차 社’ 등이 개발 중에 있으며 자율주행에 필요한 부분적 기술 시연에도 성공적인 주행을 하였다.

자율주행자동차가 도로를 주행하기 위해서는 주행 환경내의 장애물 정보가 필요하다. 주행하는 도로 환경은 크게 장애물(차량, 보행자, 오토바이, ..... )과 비 장애물(건물, 도로, 신호등, ..... )로 나눌 수 있다. 표 1과 같이 자율주행자동차 또는 운전자보조시스템에서는 장애물을 검출하기 위하여 레이더 센서, 라이다 센서와 비전 센서 등이 사용된다.

주로 적응식정속주행시스템(ACC: Adaptive Cruiser Control)에 사용되는 레이더 센서는 좁은 각도의 관심 영역을 가지며, 주행 중인 차선내의 물체를 감지하는데 적합하다. 또한 날씨나 다른 조명 환경에도 일관되게 작동하는 장점을 가진다. 하지만 레이더 센서는 교차로와 같은 넓은 관심 영역에 대

여 검출이 불 가능 하며, 측정 데이터는 잡음으로부터 광범위한 필터링과 클리닝이 요구된다[4].

라이다 센서는 최근 몇 년 동안의 연구 개발로 레이더 센서의 단점을 극복 할 수 있는 대안으로 각광 받고 있다. 하지만 날씨나 조명 환경에 레이더 센서에 비하여 취약한 단점이 있다. 라이다 센서는 자율주행자동차에서 장애물 검출을 위하여 광범위하게 사용되었으며[5], 최근에는 ACC와 같은 운전자 보조 시스템에 각광받고 있다[6].

라이다 센서를 사용하기 위해서는 일반적으로 점유확률지도(Occupancy Grid Map)를 사용하여 장애물과 배경을 분리하는 기법이 연구 되었다[6]. 점유 확률 지도를 이용한 장애물 검출은 자율주행자동차가 주행하기 이전에 주행 환경에 대한 전역 지도의 작성이 필요하다. 하지만 도로 환경의 복잡도 또는 주행 거리에 따라 필요한 지도의 정보량이 증가하는 단점이 있으며, 미리 작성된 전역 지도의 주행 환경이 아닌 새로운 환경에 대한 장애물 검출이 어렵다는 단점이 있다.

또한, 기존의 모바일 로봇 기반 경로계획기법(A\*, D\*, AD\*)은 많은 계산 비용이 필요하고, 선형 보간 기법을 이용한 경로 생성 또한 도로 형태의 제약적 한계를 지니고 있기 때문에 자율주행자동차의 고속 주행 상황에는 적합하지 않다[7].

본 논문에서는 위에 나열한 점유확률지도의 단점을 극복하기 위하여, 점유 확률 기법을 적용한 전역 지도의 작성을 배제하였다.

전역 지도의 정보 외에 실시간으로 전역 경로와 장애물 정

표 1. 사물 인지를 위한 센서 비교[3].

Table 1. Comparison of Sensors for Object Detection [3].

Sensor	Energy	Measurement
Radar	Millimeter-Wave Radio signal	Meters
LiDAR	600-1000 nanometer-wave laser signal	Meters
Vision	Visible light	Light intensity

\* Corresponding Author

Manuscript received November 15, 2014 / revised December 15, 2014 / accepted December 30, 2014

오재석, 임경일, 김정하: 국민대학교 자동차공학전문대학원  
(jaesaek@gmail.com/mangkyung@naver.com/jhkim@kookmin.ac.kr)

보를 지역 지도(Local Map)에 반영하고, 자율주행자동차의 실도로 주행 상황에 적합한 경로 계획 및 판단에 관한 기법을 연구 하였다.

## II. 라이다 센서 데이터 전처리 및 장애물 검출

### 1. 지형 분류

자율주행자동차에서 라이다 센서를 통해 획득된 데이터는 기본적인 클라우드포인트 형태를 띤다. 또한 주행 중 발생하는 차량의 거동 특성으로 인하여 이동 가능한 도로의 정보를 장애물 정보로 오 인식하게 된다. 따라서 불 필요한 도로 정보를 처리 하기 위하여 전처리 과정이 필요하다.

센서의 검출 영역은 그림 1과 같다. 4-Layer 센서의 경우 횡 방향 110°, 종 방향 50m의 검출 영역을 사용하였고, 1-Layer 센서의 경우 차량 근거리에서 발생하는 4-Layer 센서의 검출 음영 지역을 보상하기 위하여 횡 방향 180°, 종 방향 50m의 검출 영역을 임의로 지정하여 사용하였다.

우선 차량의 자세 정보인 Roll, Pitch를 사용하여 일정 높이 ( $h=0.1m$ )를 임계 값으로 하여 지면 정보를 제거하였다.

또한, 4-Layer 센서의 Layer간의 기하학적 특성을 이용하여 지면 정보를 제거하였다.

그림 2에서 Case 1과 같이 Point  $p_1, p_2, p_3, p_4$ 의 상태공간 식 (1)를 이용하여, 각 점 사이의 거리  $l_E$ 는 식 (2)을 이용하여 계산한다.

$$\begin{aligned} i &= 1, 2, 3, 4 \\ p_i &= \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} \\ E &= 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (1)$$

$$l_E(p_i, p_{i+1}) = |p_i - p_{i+1}| = \left[ \sum_{a=1}^N (p_{i_a} - p_{(i+1)_a})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

$$r = \frac{1}{\cos \beta_E} \quad (3)$$

$$d_E = \begin{cases} -20^\circ \leq \beta_E \leq 20^\circ \text{ that } d_E = r \cdot |p_i| \cdot \tan \theta \\ \text{not } d_E = |p_i| \cdot \tan \theta \end{cases} \quad (4)$$

$$p_i = \begin{cases} l_E > d_E \text{ that } p_i = Terrain \\ \text{not } p_i = Obstacle \end{cases} \quad (5)$$

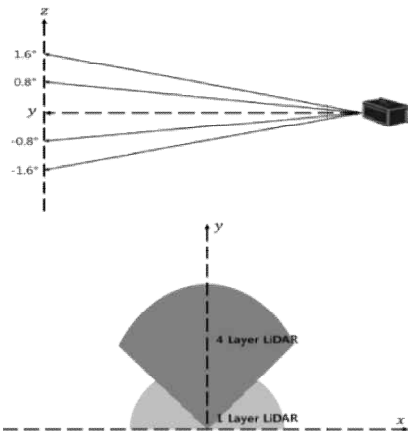


그림 1. 라이다센서 검출 영역.

Fig. 1. Detection Region for LiDAR Sensor.

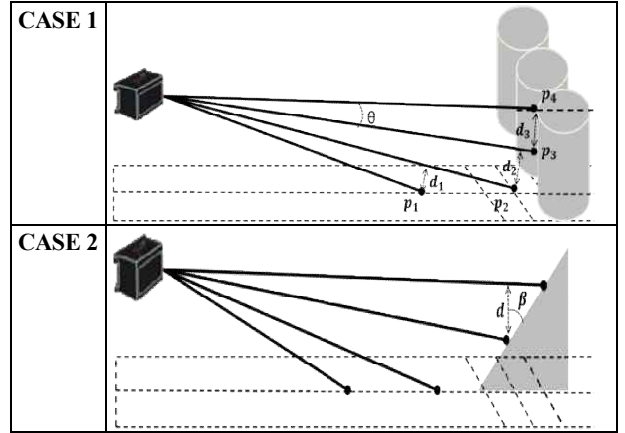


그림 2. 라이다 센서 전처리.

Fig. 2. Pre-processing by 4-layer Sensor Geometry.

최종적으로 식 (5) 에서와 같이 장애물 정보 판단을 위하여 각 거리 정보  $l_E$ 와  $d_E$  값을 비교하여  $p_i$ 의 장애물 정보 유무를 판단한다. 하지만 그림 2 Case2의 경우와 같이 장애물이 경사면을 가질 경우  $l_E$ 가  $d_E$ 보다 커지게 되므로 장애물 정보임에도 불구하고 지면 정보로 판단하게 된다. 이러한 오 인식 결과를 방지하기 위하여 식 (4) 에서와 같이  $l_E, d_E$ 가 이루는 각  $\beta_E$ 을 구하고 임의의 보정계수  $r$ 을 이용하여  $d_E$ 값을 보정하여 이용했다. 본 연구에서는 장애물의 경사면 및 일반적 도로의 경사도를 고려하여  $\beta_E$ 의 적용 범위를  $-20^\circ \leq \beta_E \leq 20^\circ$  고정 하였다.

### 2. 장애물 데이터 군집화 및 장애물 정보 검출

이렇게 제거된 지형정보 외에 장애물로 판단되는 정보를 수집하기 위하여 데이터 군집화를 실시한다. 라이다센서의 데이터는 차량의 주행 상황 및 도로 환경에 따라 비 균일 또는 비 정규적으로 획득된다. 따라서 각각의 데이터를 군집하여 장애물 정보를 갱신 또는 추적이 필요하다. 본 연구에서는 주로 기계 학습의 분류 방법 기법 중 무 감독학습 (Unsupervised Learning) 기법에 해당하는 ‘K-means’ 기법을 이용 하였다. ‘K-means’ 기법의 기본적인 개념은 모집단의 데이터들이 이루는 중심을 유클리디언(Euclidean) 거리를 사용하여 식 (6)의 목적함수  $J$ 값을 최소화하는 기법이다[8-11].

$$J(Z, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^k \|x_i - z_j\|^2 \quad (6)$$

식 (6)은 데이터들이 군집의 중심에 얼마나 밀집되었는지를 계산한다.  $z$ 는  $k$ 개의 군집 중심을 나타내고,  $U$ 는  $u_{ij}$ 로 구성된 행렬이며 데이터  $x_i$ 가 군집  $z_j$ 에 속하게 되면  $u_{ij} = 1$ , 속하지 않으면  $u_{ij} = 0$ 을 가지게 된다. 표 2는 ‘K-means’의 ‘Pseudo code’이다.

표 2의 ‘Initialize’ 단계에서 볼 수 있듯이 ‘K-means’기법을 사용하기 위해서는 ‘ $k$ ’값을 알아야 한다. 본 연구에서는 ‘ $k$ ’값을 선정하기 위하여 각각의 데이터가 하나의 군집을 이루는 최소 군집에서 시작하여 가까운 군집들끼리 단계적으로 병합하여 더 큰 군집들을 실시하고, 군집 과정 중 군집과 군집을 병합할 때 군집간의 거리가 가장 먼 순간의 군집의 개수를 ‘ $k$ ’로 선정하였다. 군집과 군집 사이의 거리  $d(C_i, C_j)$ 는 식 (7)의 ‘평균연결법’을 사용하였다.

$$d(C_i, C_j) = d(m_i, m_j) \left( m_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x, m_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x \in C_j} x \right) \quad (7)$$

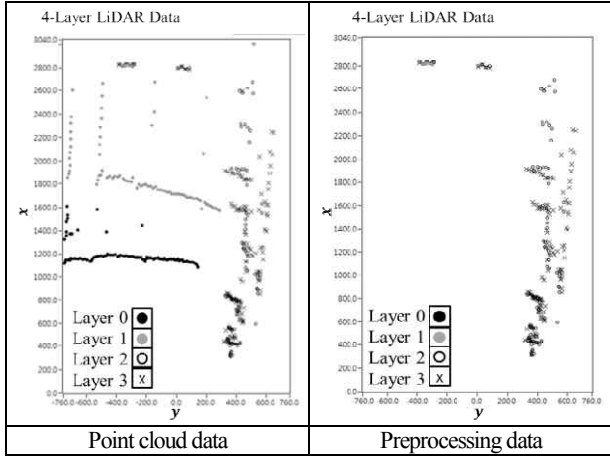


그림 3. 라이다센서 데이터 전처리 결과.  
Fig. 3. Pre-processing Result of LiDAR Sensors.

표 2. K-means 알고리즘 의사코드[9].

Table 2. Pseudo Code of K-means Clustering Algorithm [9].

```

Initialize k
1. For each input cluster
   Assign  $x_n$  to the cluster  $g_k$ 
2. For each input cluster
   For each input data
     Assign  $x_n$  to the cluster  $g_k$ 
     Update  $c_k$ 
      $c_k = \frac{1}{n} \sum d \hat{t} (x_n, g_k)$ 
Go to 2
Until cluster membership no longer changes
    
```

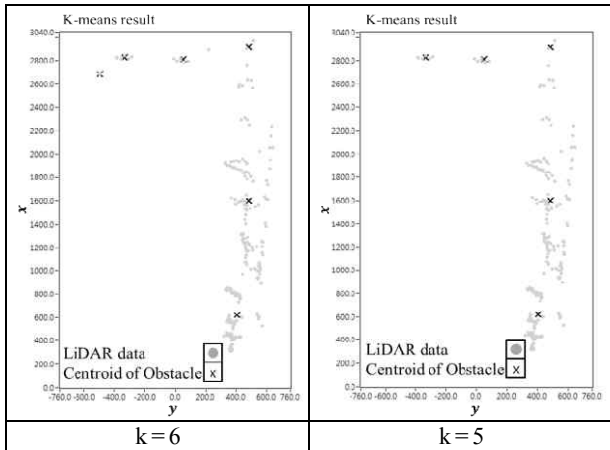


그림 4. K-means 데이터 군집화 처리 결과.  
Fig. 4. K-means Processing Result.

표 3. 검출된 장애물 정보.

Table 3. Information of Detected Obstacle.

Obstacle Index	Latitude(m) of Centroid	Longitude(m) of Centroid	Size of Obstacle (m)	Reserve
0	xx.xx	xx.xx	xxx	xx
1	xx.xx	xx.xx	xxx	xx

마지막으로, 군집화가 완료된 이후 데이터들의 군집중심을 구한다. 이때 구한 군집 중심은 장애물의 대표 벡터를 의미한다. 단순히 ‘K-means’ 기법의 군집 평균을 군집 중심으로 할 경우 군집에 속한 외톨이 정보에 의하여 군집 중심이 왜곡된다. 따라서 군집내의 데이터 중 다른 데이터까지의 거리의 합이 최소가 되는 것을 군집 중심으로 한다.

그림 4는 ‘K-means’ 군집화를 실시한 결과 그림이다.

또한 ‘K-means’를 통하여 검출된 장애물 정보는 표 3과 같다. 이때 지역지도에는 관심 장애물의 군집 중심 위치 정보를 기반으로 표현한다.

### III. 전역 경로 획득 및 지역 지도 생성

#### 1. 전역 경로(Global path) 생성

전역 경로는 자율주행자동차가 목적지까지 이동하기 위하여 주행 전 미리 획득된 경로이다. 주행하는 모든 환경에 대하여 실시간으로 장애물 정보를 반영한 경로를 생성하고 주행한다면 처리 한계성과 시스템 자원의 낭비를 초래하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 위성 항법 시스템을 이용하여 전역 경로를 생성하고, 실 시간으로 생성되는 지역 지도에 충돌 예상 영역을 전역 경로 기반으로 작성하게 된다. 이때, 지역 지도에 전역 경로를 반영하기 위하여 일반적인 위·경도 좌표계가 아닌 TM (Transverse Mercator Projection) 좌표계로 변환하여 전역 경로를 생성한다. 생성된 전역 경로는 0.2m 간격의 참조 점 기반으로 작성된다.

이러한 참조 점들의 집합으로 구성된 전역 경로를 RDDF (Route Definition Data File)라고 명칭 한다. 각각의 참조 점 데이터 구성은 표 4와 같다.

#### 2. 지역 지도(Local Map) 생성

지역 지도는 라이다센서로 획득된 데이터 중 전처리 및 군집화를 실시한 이후의 장애물의 점유 정보와 작성된 전역 경로를 반영한다. 지역 지도는 자율주행자동차의 충돌 예상 및 회피를 위한 경로를 생성하기 위하여 사용된다. 전역 경로를 기반으로 충돌 영역(Collision Area)을 일정한 폭을 가진 영역으로 생성한다. 충돌 영역은 지역 지도 내에서 자동차가 주행하는 전역 경로 상의 장애물을 판단하고 회피 경로의 생성 필요성을 판단하기 위하여 사용된다. 본 연구에서는 일반적인 도로의 차선 폭을 고려하여 충돌 영역의 폭을 전역 경로 기준으로 3.2m 로 하였다.

지역 지도는 그림 5와 같이 차량의 위치 기준으로 누적된 70m 전역 경로의 길이를 가지며, 누적된 전역 경로의 최대 종·횡 방향 이격 거리를 최대를 하는 2차원 배열 방식의 격자 지도 형태를 띤다. 각각의 격자는 0.2m \* 0.2m 크기를 가지며, 장애물 정보 및 전역 경로, 도로 환경 정보를 포함하기 위하여 8bit 공간으로 구성된다.

표 4. 전역 경로를 표현한 RDDF 파일 형식 예시.

Table 4. RDDF File Form for Global Path.

Index	Latitude (m)	Longitude (m)	Max Velocity (km/s)	Reserve
0	xxxxx.xx	xxxxxx.xx	xxx	xx
1	xxxxx.xx	xxxxxx.xx	xxx	xx

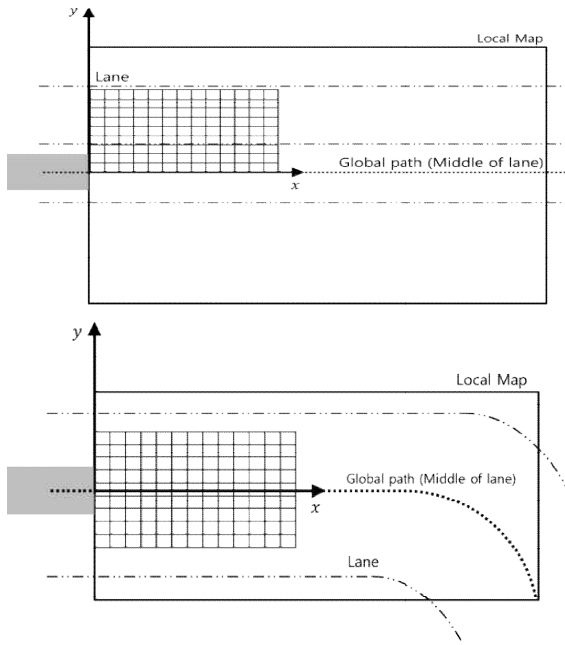


그림 5. 격자 형식 지역 지도 표현 기법.

Fig. 5. Concept of Local Grid Map.

본 연구에서 지역 지도의 단일 격자에 표현되는 장애물의 종류 및 장애물의 고유 값 (8bit(0~255))은 표 5와 같이 표현된다. 실제로 생성된 지역 지도는 그림 6과 같다.

표 5. 지역 지도 단위 격자 표현 값.

Table 5. Cost Value of Cell for Local Map.

	충돌 영역	차선	장애물	관심 장애물	전역 경로	비 장애물
value	50	100	200	250	255	0

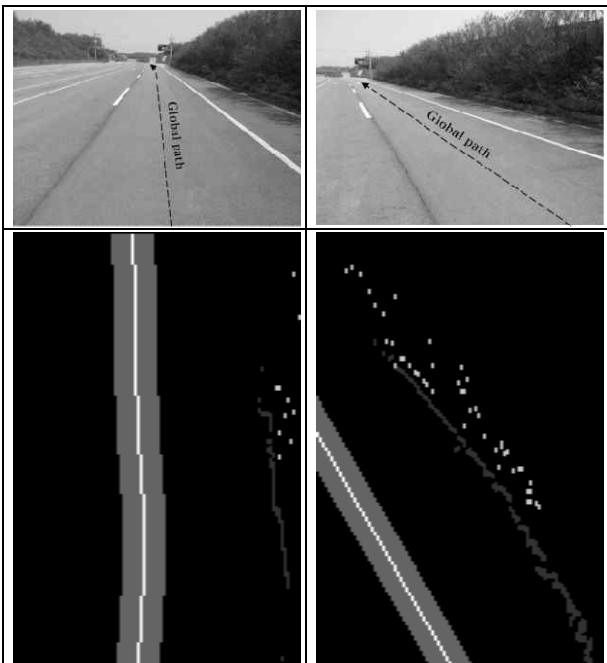


그림 6. 생성된 지역 지도.

Fig. 6. Generated Local Map.

#### IV. 차선 변경(Lane change) 판단 및 경로 생성

##### 1. 차선 변경(Lane change) 판단

생성된 지역 지도 내에서 관심 장애물의 위치 정보를 바탕으로 가장 근접한 전역 경로 점  $P_n$ 을 검색한 후, 자율주행자동차의 현재 위치  $(x_c, y_c)$ 와 검색된 전역 경로 점  $P_n$  사이에 포함된 경로의 누적 거리  $l$ 을 계산한다.

또한 본 연구에 사용된 자율주행자동차의 경로 추종 시 영향을 미치는 LAD(Look Ahead Distance)를 사용하였다. 자율주행자동차의 경로 추정 기법은 크게 Geometric Method와 Dynamics Method로 나뉜다. 그 중 LAD는 Geometric Method에서 추종 경로 목표점  $(g_x, g_y)$ 을 찾는 데 사용되며, 속도에 관한 함수이다. 본 연구에 사용된 LAD의 계산은 식 (8)을 이용한다.

$$LAD(V_{aur}) = \begin{cases} 3 & \text{at } V_{aur} < 2.2m/s \\ 1.3843 * V_{aur} & \text{at } 2.2m/s \leq V_{aur} < 11.0m/s \\ 15 & \text{at } 11.0m/s \leq V_{aur} \end{cases} \quad (8)$$

차량의 현재 속도  $V_{aur}$ 에 따라 LAD 값이 결정된다.

최종적으로 경로 누적 거리  $L_p \leq LAD$  이면 새로운 차선 변경 경로를 생성하게 된다.

##### 2. 차선 변경(Lane change) 경로 생성

본 연구에서는 차량의 회피가 결정 되면 그림 7과 같이 차선을 변경하는 회피 경로를 'Bezier Curve'를 이용하여 생성한다. 'Bezier Curve'를 생성하기 위해서는  $P_0, P_1, P_2, P_3, P_4$  5개의 제어 점을 생성 하여야 한다.  $P_0$ 는 현재 차량의 위치가 되며,  $P_4$ 는 회피 판단 시 계산된  $L_p$  값을 기반으로 그림 7에서와 같이 회피하려는 차선의 중앙점이 된다.

$P_1, P_2, P_3$  3개의 참조 점은 로컬 영역 내에서 그림 8과 같이 생성한다.

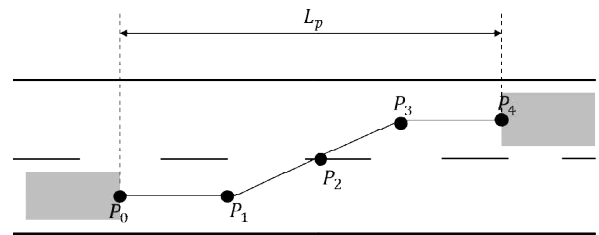


그림 7. 차선 변경 경로 모델.

Fig. 7. Modeling of Lane Change Path.

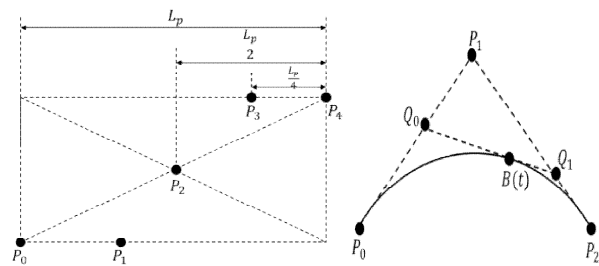


그림 8. 경로 생성을 위한 참조 점 생성 방법.

Fig. 8. Generating Method of Control Points ( $P_1, P_2, P_3$ ) for Path Planning.

그림 8에서  $Q_0, Q_1$ 은 주어진  $P_0, P_1, P_2$ 을 이용하여 ‘Linear-Bezier-curves’에 의하여 구하고 식 (9), 식 (10)와 같다.

$$Q_0(t) = P_0 + t(P_1 - P_0) = (1 - t)P_0 + tP_1, t \in [0,1] \quad (9)$$

$$Q_1(t) = P_1 + t(P_2 - P_1) = (1 - t)P_1 + tP_2, t \in [0,1] \quad (10)$$

$$B(t) = (1 - t)^2P_0 + 2(1 - t)tQ_0 + t^2Q_1, t \in [0,1] \quad (11)$$

식 (9), 식 (10)을 이용하여 구한  $Q_0, Q_1$ 을 이용해서 식 (11)와 같이 ‘Quadratic-Bezier-curve’에 의해 경로  $B(t)$ 를 생성한다.

**V. 실험결과 및 결론**

본 연구에서는, 차량 전방의 라이다센서를 이용하여 획득된 정보 중 제안된 전처리 기법을 통하여 도로 노면 정보를 제거하고 장애물에 해당하는 정보 군집화를 실시하고, 처리된 정보를 이용하여 관심 장애물을 반영한 지역 지도를 생성하였다. 또한 생성된 지역 지도 정보와 ‘Quadratic-Bezier-Curve’를 활용한 차선 변경 회피 경로 생성에 관하여 논하였다. 생성된 전역 경로의 주행 안정성을 판단하기 위하여 그림 9와 같은 자율주행자동차를 이용하였다.

생성된 전역 경로의 주행 실험을 위하여 차량의 종 방향 추종 명령을 20 kph, 40 kph, 60 kph, 70 kph으로 하였다. 또한 10년 이상의 운전 경험을 가진 숙련된 운전자와의 비교 실험을 실시 하였다.

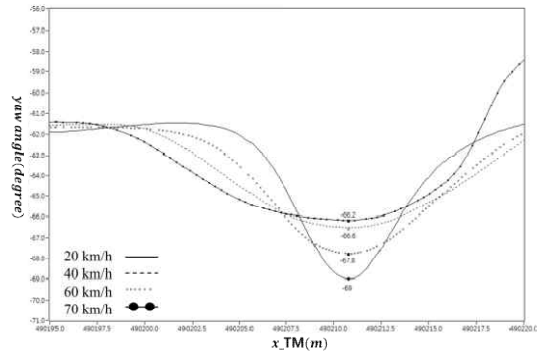
**1. 실험결과**

그림 10에서와 같이 주어진 명령 속도에 따라 차량은 장애물 회피 경로를 생성 하였으며 실험 조건 하에서 정상적으로 회피 하였다. 제안한 회피 판단 거리( $L_p$ )에 따라 정상적으로 경로를 생성 하였음을 알 수 있다. 하지만 차량의 진행 속도가 느릴수록 회피 판단 거리( $L_p$ )가 좁아짐에 따라 생성된 회피 경로 추종 시 차량의 가변 heading( $\Delta yaw\ angle$ )의 크기는 커짐을 알 수 있다.

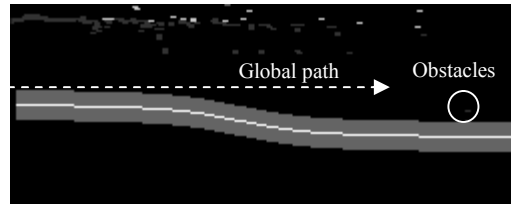
또한 그림 11과 같이 주어진 추종 명령 속도 상황에서 일반적인 운전자보다 heading 변화 량( $\Delta yaw\ angle$ )의 변화가 더욱 더 완만함을 볼 수 있다. 이러한 결과는, 생성된 경로의 정확성을 높이며, 경로를 추종 시 탑승자에게 일반적인 운전자의 차선변경 회피 보다 자율주행차량이 더욱더 안정적이며 편안한 승차감을 제공할함을 알 수 있다.



그림 9. 실험용 자율주행자동차.  
Fig. 9. Autonomous Vehicle for Road Test.



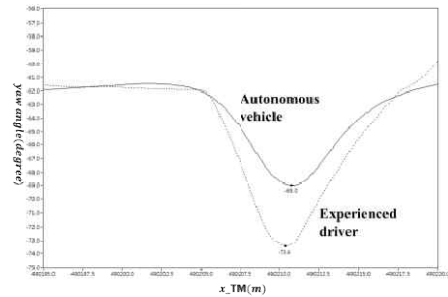
(a)



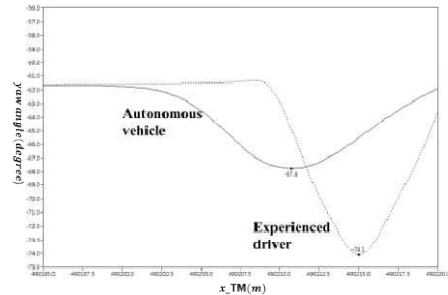
(b)

그림 10. (a) 생성 경로 추종 시 발생 한 yaw angle, (b) 생성된 경로와 도로정보를 표현한 지역지도.

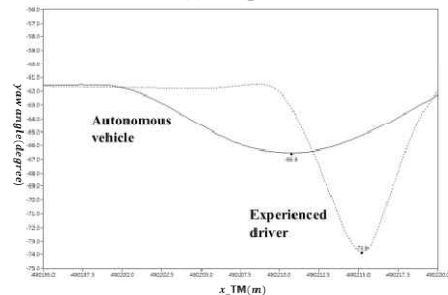
Fig. 10. (a) Yaw angles following the Generated Path at 20kph, 40kph, 60kph and 70kph, (b) The Local-Map including a Generated path and Obstacles.



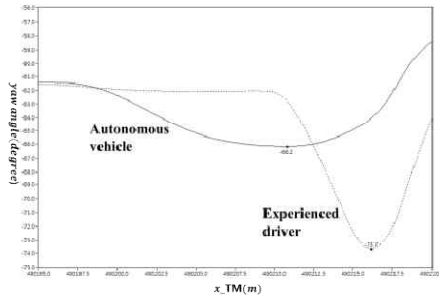
(a) 20 kph.



(b) 40 kph.



(c) 60 kph.



(d) 70 kph.

그림 11. 숙련된 운전자와 자율주행자동차의 경로 추종 성능 비교.

Fig. 11. Comparison of Result for Path Following between Drilled Driver and Autonomous Vehicle.

2. 결론

본 논문에서는 자율주행자동차의 회피 경로 또는 차선 변경을 하기 위한 연속적인 경로 생성에 관하여 논하였다. 주요 결론은 다음과 같다.

- 차량 전방의 장애물 정보를 획득하기 위하여 라이다센서를 활용하였으며, 획득된 정보 중 장애물 정보만을 획득하기 위하여 센서의 기하학적 특성을 활용하여 지면정보를 제거 하였다. 또한 장애물의 효율적인 거리 정보획득을 위하여 ‘K-means’ 군집화 기법을 적용하였다.
- 실 도로에서 주요한 환경 정보를 취합하기 위하여 지역지도를 생성 하였으며, 지역 지도에 전역 경로 및 충돌 예측 구간을 표현하여, 관심 장애물의 정보를 분류하였다.
- 자율주행자동차의 안정적인 차선변경 또는 회피 경로생성의 필요성을 판단하기 위하여, 경로 추종 시 명령 조향 값의 생성에 필요한 참조 점 거리 정보인 LAD와 충돌 예측 구간내의 관심 장애물 정보를 활용하였다.

본 연구에서는 자율주행자동차의 안정적인 차선 변경 경로를 생성하기 위하여 ‘Quadratic-Bezier-curve’를 활용하였으며, 생성된 경로의 신뢰성을 평가하기 위하여 실 도로에서 자율 주행 실험을 실시하였다. 또한 숙련된 운전자와의 비교 실험도 실시 하였다. 실 도로 실험 결과 자율주행자동차는 경로 생성 및 회피 또는 차선 변경 임무를 안정적으로 수행하였다.

하지만 일반적으로 운전자의 운전 패턴은 사람마다 다양하기 때문에 좀더 다수의 운전자를 대상으로 하여 실험을 실시하고, 다양한 LAD 거리에 따른 차선 변경 실험을 통하여 비교를 추가적으로 수행하여야 한다. 또한 자동차가 주행하는 일반적 도로 환경에서의 차선 변경을 통한 장애물 회피뿐만 아니라 좀 더 복잡한 도로 환경에서의 적용을 위한 추가적인 연구가 필요하다.

REFERENCES

[1] S.-H. Jung, W.-S. Lee, and Y.-S. Kang, “Neighboring vehicle maneuver detection using IMM algorithm for ADAS,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 8, pp. 659-754, Aug. 2013.

[2] J.-H. Kim, J.-W. Lee, B.-J. Yoon, J.-U. Park, and J.-H. Kim, “Research of vehicles longitudinal adaptive control using v2i situated cognition based on LiDAR for accident prone areas,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 16, no. 5, pp. 453-464, May 2012.

[3] S. Sivaraman and M. Trivedi, “Looking at vehicle on the road: a survey if vision-based vehicle detection, tracking, and behavior analysis,” *IEEE Trans. Intelligent Transportation System*, vol. 14, no. 4, pp. 1773-1795, Dec. 2013.

[4] X. Mao, D. Inoue, S. Kato, and M. Kagami, “Amplitude-modulated laser radar for range and speed measurement in car applications,” *IEEE Trans. Intelligent Transportation System*, vol. 13, no. 1, pp. 408-413, Mar. 2012.

[5] J. Levinson, J. Askeland, J. Becker, J. Dolson, D. Held, S. Kammel, J. Kolter, D. Langer, O. Pink, V. Pratt, M. Sokolsky, G. Stanek, D. Stavens, A. Teichman, M. Werling, and S. Thrun, “Towards fully autonomous driving: systems and algorithm,” *in Proc. IEEE IV*, pp. 163-168, Jun. 2011.

[6] S. Sato, M. Hashimoto, M. Takita, K. Takagi, and T. Ogawa, “Multilayer lidar-based pedestrian tracking in urban environment,” *Proc. of IEEE IV*, pp. 849-854, Jun. 2010.

[7] H.-M. Lee, M.-H. Kim, and M.-C. Lee, “A UGV hybrid path generation method by using B-spline curve’s control point selection algorithm,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 20, no. 2, pp. 138-142, Feb. 2014.

[8] H. Y. Park, K. Y. Lee, *Pattern Recognition and Machine Learning*, 1st Ed, Ehan, Seoul, 2011.

[9] O. Duda, E. Hart, G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd Ed., John Wiley & sons, Nov. 2000.

[10] I. S. Oh, *Pattern Recognition*, 1st Ed., Kyobo books, Seoul, 2013.

[11] H. Y. Han, *Pattern Recognition*, 2<sup>nd</sup> Ed., Hanbit, Seoul, 2014.



오재석

2009년 국민대 기계자동차공학부 졸업. 2011년 국민대 자동차공학전문대학원 석사. 2011년~현재 국민대 자동차공학전문대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 자율주행자동차, 센서인지, SLAM.



임경일

2009년 국민대 기계자동차공학부 졸업. 2011년 국민대 자동차공학전문대학원 석사. 2011년~현재 국민대 자동차공학전문대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 자율주행자동차, 경로계획.



김정하

1981년 성균관대 기계공학과 졸업. 1986년 Univ. of Cincinnati 석사. 1990년 Univ. of Pennsylvania 박사. 1994년~현재 국민대 자동차공학과 교수. 관심분야는 자율주행자동차, 로보틱스, 자동제어.