

자율주행 차량의 강건한 횡 방향 제어를 위한 차선 지도 기반 차량 위치추정

Lane Map-based Vehicle Localization for Robust Lateral Control of an Automated Vehicle

김 동 욱, 정 태 영, 이 경 수*
(Dongwook Kim¹, Taeyoung Jung², and Kyong-Su Yi^{1,*})

¹School of Mechanical and Aerospace Engineering, Seoul National University
²Hyundai Mobis

Abstract: Automated driving systems require a high level of performance regarding environmental perception, especially in urban environments. Today's on-board sensors such as radars or cameras do not reach a satisfying level of development from the point of view of robustness and availability. Thus, map data is often used as an additional data input to support these systems. An accurate digital map is used as a powerful additional sensor. In this paper, we propose a new approach for vehicle localization using a lane map and a single-layer LiDAR. The maps are created beforehand using a highly accurate DGPS and a single-layer LiDAR. A pose estimation of the vehicle was derived from an iterative closest point (ICP) match of LiDAR's intensity data to the lane map, and the estimated pose was used as an observation inside a Kalmanfilter framework. The achieved accuracy of the proposed localization algorithm is evaluated with a highly accurate DGPS to investigate the performance with respect to lateral vehicle control.

Keywords: map-based vehicle localization, map matching, iterative closest point, robust lateral control, automated driving

I. INTRODUCTION

자율주행은 운전자의 편의성과 안전성을 동시에 향상시키기 때문에 최근 지능형 운전자 지원 시스템 분야에서 매우 중요한 분야로 대두되고 있다. 과거의 차량 센서만을 이용하여 주행 환경을 인지하는 자율주행 시스템[1]과는 대조적으로 최근에는 지도 데이터를 주행에 적극 활용한 자율 주행 시스템이 널리 개발되고 있다. 지도에는 일반적으로 주행 환경의 정지된 특징 점(차선, 연석, 도로경계 등)들을 모두 포함시켜 저장하기 때문에 이 정보를 잘 활용한다면 차량에서 실시간으로 차량 센서를 통해 획득할 없는 도로 환경 정보를 획득할 수 있으므로 매우 유용하다. 2013년 Mercedes-Benz 사에서는 S-Class S500을 기반으로 구축한 자율 주행시스템("BERTHA")에 지도기반 자율주행 전략을 적용하여 BBMR (Bertha Benz Memorial Route)이라고 명명한 103km의 장거리 코스에서 자율주행을 구현하였다[2]. 이 시스템에서 사용한 지도에는 전/후방 카메라를 통해 획득한 차선의 기하학적 형태 정보가 포함되어 있다. BERTHA 시스템은 이렇게 획득한 차선 지도 정보를 실시간 영상처리를 통해 획득한 차선 데이터와 매칭 함으로서 지도 상에서의 위치 정보를 보정하였다. 그리고 보정된 위치정보는 사전에 계획한 경로 추종을 위해

사용 되었다.

Localization에 대한 연구는 Benz의 접근 방식 이 외에도 다양한 연구가 진행 되었다. Levison은 그의 연구[3]에서 64채널의 LiDAR 센서를 이용한 차량 위치 보정 기술을 제안하였다. 미리 저장해둔 3차원 점 군(Point Cloud) 정보와 현재 센서로부터 획득한 점 군을 매칭시켜 차량의 위치정보를 추정 하였다. 그리고 이때 LiDAR의 거리 정보뿐만 아니라 추가적으로 획득되는 물체 표면의 반사율 정보 또한 매칭 데이터로 사용하였다. Moosmann은 그의 연구[4]에서 고정밀 GNSS (Global Navigation Satellite Systems) 이상의 정확도를 가지는 점 군 매칭 방법에 대하여 제시하였다. 3D LiDAR 센서를 사용한 앞의 두 방식은 아주 좋은 위치 추정 성능을 보여 주었고 특히 센서 특성상 다양한 조명환경에서도 강건한 성능을 보여주었다.

Badino는 그의 연구[5,6]에서 카메라를 이용한 차량 위치 보정 기술을 제안하였다. 그는 도심 주행을 하면서 영상을 저장하고 mapping trajectory 상에서 특정 위치를 나타낼 수 있는 특징들을 이미지에서 추출한 다음 지도에 저장하였다. 실시간 위치 보정을 할 때는 수집되는 영상정보와 지도 정보를 매칭 하여 일차적으로 차량 위치를 추정하고 차량 센서 정보(odometry)를 이용하여 위치 추정 결과를 보정하였다. 이 접근 방식에서는 지도 매칭 결과가 항상 mapping trajectory의 정확히 한 지점에 대응하도록 되어있다. 그러한 이유로 인해 제안된 방법으로는 높은 정밀도의 위치 추정 성능을 기대하기 힘들다.

점 특징 기반 위치 추정(PFL: Point Feature based Localization) 방법은 이전의 SLAM (Simultaneously Localization and Mapping) [7-10] 연구에서 이미 개념적으로 많이 소개된 방법이다.

* Corresponding Author

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

김동욱, 이경수: 서울대학교 기계항공공학부

(kyi@snu.ac.kr/mechar04@snu.ac.kr)

정태영: 현대모비스(inxskick@mobis.co.kr)

* 본 연구는 BK21 프로그램, SNU-IAMD, 및 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업 (2009-0083495)에 의하여 연구되었음.

SLAM에서는 대상의 위치와 주요 지형지물의 절대 위치가 동시에 추정된다. 이전의 SLAM에 대한 접근 방식이 순환 필터(recursive filtering)이었다면 가장 최근의 접근 방식은 거대한 비선형 최소 제곱 문제를 푸는 방식으로 바뀌었다. 그리고 이러한 접근 방식의 실시간 구현을 위해서 추가적인 연구[11]가 진행되었다.

Pink는 그의 연구[12]에서 차선 특징 점 기반 위치 추정 (LFL: Lane Feature based Localization) 방법을 제안하였다. 여기에서는 실시간으로 들어오는 영상정보와 사전에 제작한 지도정보를 매칭시키기 위하여 ICP (Iterative Closest Point) 알고리즘을 사용하여 차량의 위치를 추정하였다. 그리고 이렇게 구한 위치 정보를 칼만 필터의 측정값으로 이용하여 차량 센서 정보와 융합하였다. LFL 방식은 앞에서 소개한 접근 방법들에 비해 지도 정보량을 줄이면서도 아주 정밀한 위치 추정 성능을 나타내었다.

본 연구에서는 앞에서 소개한 LFL 방식을 기본으로 하여 연구를 진행하였다. 이전 연구[12]에서는 실시간 차선 특징 점 추출을 위해서 카메라 센서를 이용하였다. 하지만 카메라 센서의 경우 주변 조도에 따라 큰 성능 차이를 보이는 단점이 있다. 그러므로 본 연구에서는 이러한 단점을 극복하고자 LiDAR를 이용하여 차선 특징 점을 추출하였다. 그리고 3D LiDAR와 IMU 같은 고가의 센서를 사용하지 않고 저가의 2D LiDAR 센서와 차량에 탑재된 센서만을 이용하여 차선 기반 위치 추정 알고리즘을 구현하였다.

II. SYSTEM CONFIGURATION

이번 연구의 대상차량 시스템 구성은 그림 1과 같다. 대상 차량에는 차선 특징 점 추출을 위한 LiDAR 센서가 차량 지붕 중앙에 장착되어있다. 이 센서는 차량 전방 10m 지점의 도로 표면을 감지하도록 지면을 향해 약간 기울어진 형태로 장착되었다. 그리고 센서에서 출력되는 Ethernet 신호를 처리하기 위해서 그림 1에 나타난 사양의 산업용 컴퓨터를 차량 트렁크에 장착시켰다. 기본적인 차량 위치 추정을 위해서는 고성능의 IMU 대신 차량에 기본적으로 탑재된 휠 속도, 조향각, 각속도 센서를 사용하였고 각 센서의 성능은 그림 1에 도시하였다. 대상 차량은 이러한 센서 시스템 외에도 자율주행을 위하여 조향, 구동/제동 액추에이터를 장착하여 컴퓨터를 통해 제어 가능하도록 개조되었다.

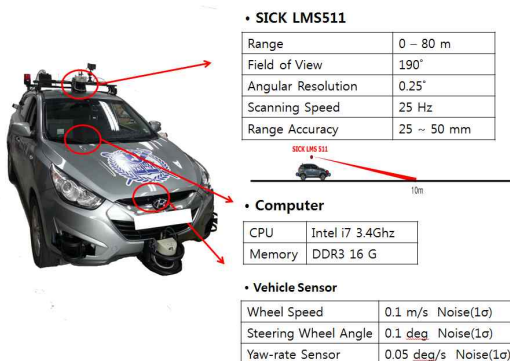


그림 1. 시스템 구성.
Fig. 1. System Configuration.

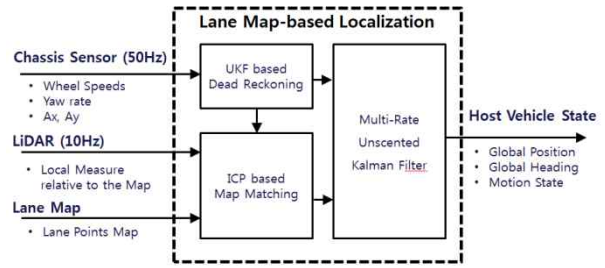


그림 2. 차선 지도 기반 차량 위치추정 알고리즘 구성.
Fig. 2. Architecture for Lane Map-based Vehicle Localization.

차선 지도 기반 차량 위치추정 알고리즘의 전체 구조는 그림 2와 같다. 차량 위치추정을 위해서 먼저 차량센서 신호(휠 속도, 각속도, 중/횡방향 가속도)를 이용하여 대략적인 현재 차량 위치를 예측(Dead Reckoning)한다. 그리고 이 정보를 이용하여 현재 차량 주변의 차선 지도 정보를 불러오고 LiDAR를 통해 실시간으로 획득한 차선 정보와 이를 매칭함으로써 다시 보정된 차량 위치를 계산한다. 하지만 지도 매칭 시에도 센서 잡음 신호에 의한 매칭 오차가 존재하기 때문에 이렇게 계산된 차량 위치 정보를 그대로 사용할 수는 없다. 본 연구에서는 매칭 오차를 보상하기 위해서 매칭한 결과로부터 획득한 위치정보를 측정 값으로 하는 다중 속도 분산점 칼만필터(Multi-rate unscented Kalman filter)를 설계하였다. 분산점 칼만필터(UKF) [13]는 확장형 칼만 필터의 선형화로 인한 한계를 극복하기 위해 개발된 필터로 선형화 과정을 거치지 않고 분산 점과 각 점의 비중을 결정하여 비선형 모형을 그대로 사용한 추정 기법이다.

III. UNSCENTED KALMAN FILTER BASED DEAD RECKONING

본 연구에서는 차량센서를 이용한 차량 위치 추정을 위해서 분산점 칼만 필터를 사용하였다. 이를 위해 상태 벡터는 식 (1)과 같이 설정하였다.

$$\mathbf{x} = [p_x \ p_y \ \psi \ v_x \ \gamma \ a_x]^T \quad (1)$$

이때 P_x, P_y 는 차량 뒷바퀴 축 중심의 위치, ψ 차량의 요 각, v_x 는 속도, γ 는 요 각속도, a_x 종방향 가속도를 나타낸다. 간단한 질점 모델을 이용하여 시스템의 동역학모형을 다음 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

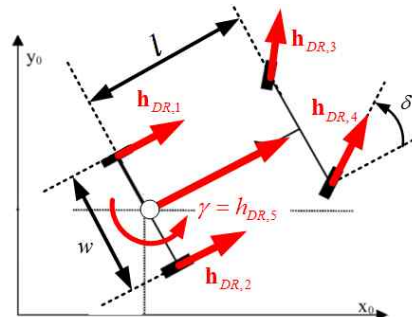


그림 3. 차량 모델.
Fig. 3. Vehicle model.

$$\begin{aligned}
\mathbf{x}[k] &= \mathbf{f}(\mathbf{x}[k-1]) + \mathbf{w}[k], \quad \mathbf{w}[k] \sim (\mathbf{0}, \mathbf{W}[k]) \\
&= \mathbf{x}[k-1] + \Delta T \cdot (\mathbf{a}(\mathbf{x}[k-1])) + \mathbf{w}[k] \\
\mathbf{a}_1 &= v_x \cos \psi & \mathbf{a}_2 &= v_x \sin \psi \\
\mathbf{a}_3 &= \gamma & \mathbf{a}_4 &= a_x & \mathbf{a}_5 &= 0 & \mathbf{a}_6 &= 0
\end{aligned} \tag{2}$$

차량 센서로부터 얻을 수 있는 측정 값을 이용한 측정 모델은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
\mathbf{z}_{DR}[k] &= \mathbf{h}_{DR}(\mathbf{x}[k]) + \mathbf{v}_{DR}[k] \\
\mathbf{v}_{DR}[k] &\sim (\mathbf{0}, \mathbf{V}_{DR}[k]) \\
\mathbf{h}_{DR,1} &= v_x - \frac{w}{2} \cdot \gamma & \mathbf{h}_{DR,2} &= v_x + \frac{w}{2} \cdot \gamma \\
\mathbf{h}_{DR,3} &= \cos \delta \left(v_x - \frac{w}{2} \cdot \gamma \right) + \sin \delta (l \cdot \gamma) \\
\mathbf{h}_{DR,4} &= \cos \delta \left(v_x + \frac{w}{2} \cdot \gamma \right) + \sin \delta (l \cdot \gamma) \\
\mathbf{h}_{DR,5} &= \gamma & \mathbf{h}_{DR,6} &= a_x
\end{aligned} \tag{3}$$

앞에서 언급하였듯이 분산점 칼만 필터를 설계하기 위해서는 표본 추출된 분산점 선정이 필요하다. Unscented 변환을 통해 필요한 분산점은 식 (4)와 같이 계산 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
\chi_i &= \bar{\mathbf{x}} & i &= 0 \\
\chi^i &= \bar{\mathbf{x}} + \left(\sqrt{(n+\kappa)\mathbf{P}_{xx}} \right)_i, \quad i=1, \dots, L \\
\chi^i &= \bar{\mathbf{x}} - \left(\sqrt{(n+\kappa)\mathbf{P}_{xx}} \right)_i, \quad i=L+1, \dots, 2L
\end{aligned} \tag{4}$$

이렇게 얻은 분산점들은 i 에 따라 다음과 같은 비중(weight)을 가진다.

$$\begin{aligned}
W_i &= \kappa / (n + \kappa) & i &= 0 \\
W^i &= \kappa / (n + \kappa)_i, \quad i=1, \dots, L \\
W^i &= \kappa / (n + \kappa)_i, \quad i=L+1, \dots, 2L
\end{aligned} \tag{5}$$

우리가 추정하고자 하는 상태 벡터 \mathbf{x} 는 평균이 $\bar{\mathbf{x}}$, 공분산이 $\bar{\mathbf{P}}_{xx}$ 이고 L 개의 원소를 가지며, κ 는 분산점의 크기 조절의 방향을 나타내는 크기조정 매개변수이다. 여기에 식 (4)에서 얻은 분산점 χ_i 를 식 (3)에 대입하여 다음과 같은 식 (6)을 얻는다.

$$\mathbf{\Psi}^i = \mathbf{h}_{DR}(\chi^i), \quad i=0, \dots, 2L \tag{6}$$

이렇게 얻은 총 $2L+1$ 개의 $\mathbf{\Psi}^i$ 에 대해 비중 W_i 를 각각 곱하여 \mathbf{z} 의 추정 값을 식 (7)와 같이 구할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{z}} = \sum_{i=0}^{2L} (W^i \mathbf{\Psi}^i) \tag{7}$$

이렇게 얻은 값을 식 (8)과 같이 기존의 칼만 필터에 적용하여 최종 상태 추정 값을 계산한다.

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}}[k] &= \bar{\mathbf{x}}[k] + \mathbf{K}[k](\mathbf{z}[k] - \bar{\mathbf{z}}[k]) \\
\mathbf{P}[k] &= \mathbf{M}[k] - \mathbf{K}[k]\mathbf{P}_z[k]\mathbf{K}[k]^T
\end{aligned} \tag{8}$$

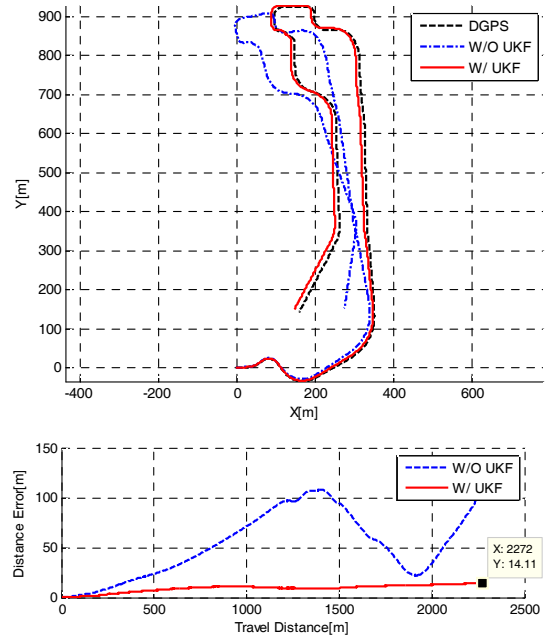


그림 4. UKF 기반 차량 위치 추정 결과.

Fig. 4. Result of UKF based Vehicle model.

이때 칼만 이득은 식 (9)과 같이 계산 된다.

$$\mathbf{K}[k] = \mathbf{P}_{xz}[k]\mathbf{P}_{zz}[k]^{-1} \tag{9}$$

UKF 기반 차량 위치 추정 성능을 검증하기 위해서 실차 실험을 수행하였다. 실험은 그림 4와 같은 형태의 코스를 일반 적인 운전자가 80km/h 이하의 속도로 수동 주행을 하면서 실시간으로 위치 추정 성능을 확인하는 방식으로 진행되었다. 그리고 성능 비교를 위해서 차량센서 정보를 단순 적 분하여 계산한 위치 정보와 비교하였다. 그림 4의 아래 그래프에서 보여지듯이 UKF 기반 차량 위치 추정기는 주행거리 대비 0.6% 오차 성능을 가지는 것을 확인 할 수 있었다.

IV. ROAD MARKING DETECTION AND MAPPING USING A 2D LIDAR

앞 절에서 설명한 UKF 기반 위치 추정기는 주행 거리에 비례하여 추정 오차가 증가 하기 때문에 이러한 방식만을 사용한 장거리 자율 주행은 불가능하다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 차선 정보를 이용한 위치 보정기술을 개발 하였다. 차선 기반 위치 추정을 위해서는 실시간으로 차선 정보를 추출 할 수 있어야 한다. 1 절에서 언급 하였듯이 본 연구에서는 2D-LiDAR를 이용하여 차선 정보를 추출 하였다. LiDAR 반사율을 이용한 차선 검출 원리는 Homm의 연구[12]에서 자세히 설명되어 있다. 2 절에서 설명한 것과 같이 LiDAR 센서는 차량 전방 10m 지점의 지표면을 탐지하도록 설치 되었다. 이를 도시화 하면 그림 5(a)와 같이 나타낼 수 있다. 이렇게 측정된 데이터에서 먼저 도로와 도로가 아닌 영역의 데이터를 구분해야 한다. 본 연구에

서 이를 위해 Random sample consensus (RANSAC) 알고리즘을 사용하였다. RANSAC을 이용하여 LiDAR의 거리데이터를 차 차량 기준의 Y-Z 좌표계 상에서 1차 직선으로 근사하고

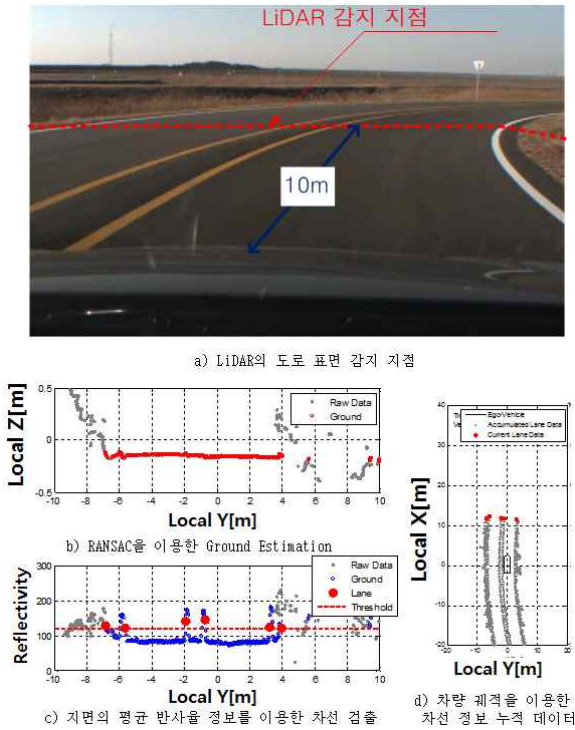


그림 5. 2D-LiDAR를 이용한 차선 정보 추출.
Fig. 5. Road Marking Extraction using 2D-LiDAR.

그 직선과의 거리가 기준 값 이하가 되는 점 데이터들을 도로 데이터로 추출 하였다. 그 후 추출된 도로 점 데이터들의 평균 반사율 정보를 기반으로 차선 검출을 위한 반사율 경계 값을 설정하여 그림 5(c)의 빨간 점으로 표시된 차선 점 데이

터를 추출하였다. 이렇게 추출한 차선 데이터는 차량 전방 10m 지점의 점 데이터이기 때문에 단독으로 사용하여서는 의미 있는 차선정보를 획득 할 수 없다. 그래서 3절에서 설명한 위치 추정기에 의해 추정된 정보를 이용하여 차선 점 데이터를 절대 좌표계 정보로 변환하여 데이터를 그림 5(d)와 같이 누적하여 표현하였다. 이를 통해 전방 10m 부터 차량 후방까지의 차선 정보를 실시간으로 획득할 수 있다. 이때 획득한 차선 정보의 정확도는 위치 추정기의 오차의 영향이 지배적이고 위치 추정기와 마찬가지로 주행 거리 대비 0.6% 정도의 오차를 가진다고 볼 수 있다. 따라서 차량 후방의 10m 정도에서 평균 0.1m 정도의 오차가 발생한다.

이렇게 획득한 차선정보를 이용하여 절대 위치 정보를 추정하기 위해서는 차선 정보를 절대 위치 정보로 저장한 지도가 필요하다. 본 연구에서는 고정밀 DGPS를 이용하여 그림 6과 같은 차선 지도를 완성하였다. 이 지도는 가로,세로 0.1m 크기의 격자로 이루어진 격자 지도를 기반으로 만들어 졌고 여러 번의 주행 데이터를 누적을 통해 잡음 신호들을 자동으로 제거하였다. 그리고 이런 방식으로 제거 할 수 없는 잡음 데이터는 수작업을 통해 제거하였다.

V. LANE MAP MATCHING

본 연구에서는 차선 지도 데이터와 실시간으로 획득한 차선데이터를 매칭하기 위해서 Iterative Closest Point(ICP) 알고리즘을 적용하였다. ICP의 중요개념을 요약하면 다음과 같은 두 단계로 요약 할 수 있다[14].

- 1) 두 개의 데이터 집합에서 서로 대응하는 점 찾기
- 2) 대응하는 점들간의 거리를 최소화하는 변환 행렬 계산하기

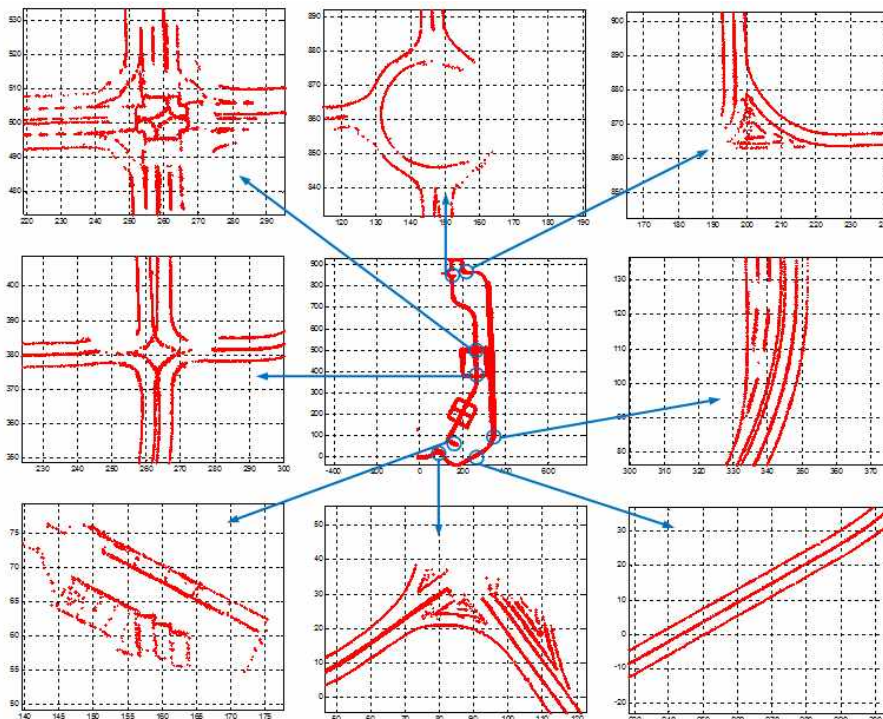


그림 6. 차선 맵.
Fig. 6. Lane Map.

이 두 단계를 반복하여 계산하면 목표 위치 변환 행렬에 수렴하게 된다. 이 알고리즘을 실제 적용 할 때는 지도의 차선데이터와 실시간 데이터가 모두 중복이 되지 않기 때문에, d_{max} 라는 최대 매칭 한계거리를 설정하여 잡음 신호로 인한 매칭 실패를 방지하여야 한다. ICP를 적용함에 있어 대부분의 경우 d_{max} 값에 따라 정확성과 수렴성이 트레이드 오프 관계를 가진다. 이 값이 작은 경우 수렴성이 나빠지고, 높은 경우에는 정확성이 떨어진다. 앞에서 설명한 ICP를 정리하면 알고리즘 1과 같이 나타낼 수 있다.

알고리즘 1: 점 대 직선 ICP

Algorithm 1: Point to Plane ICP

input : Two point clouds: $Map = \{a_{ij}\}$; $Data = \{b_i\}$

An initial transformation: T_0

output: The correct transformation, T , which aligns A and B

```

1   $T \leftarrow T_0$ ;
2  while not converged do
3    for  $i \leftarrow 1$  to  $N$  do
4       $m_i \leftarrow$  Find Closest Point In  $A(T \cdot b_i)$ ;
5      if  $\|m_i - T \cdot b_i\| < d_{max}$  then
6         $w_i \leftarrow 1$ ;
7      else
8         $w_i \leftarrow 0$ ;
9      end
10   end
11    $T \leftarrow \operatorname{argmin}\{\sum_i w_i \|\eta_i \cdot (m_i - T \cdot b_i)\|^2\}$ 
12 end

```

알고리즘 1에서 η_i 는 지도 포인트데이터의 법선 방향 성분을 나타내며 이는 차선에 수직인 방향으로 결정된다. 결과적으로 위의 알고리즘은 차선에 수직인 거리 오차를 최소화 되도록 설계되었다. 이러한 방식 매칭 방식을 Point to Plane 이라고 명명하고 Chen의 연구[15]에서 처음 소개되었다. 차선 데이터의 경우 직선형태의 점 집합으로 이루어진 경우가 대부분이기 때문에 단순히 점간의 거리를 최소화하는 Point to Point 매칭 보다는 Point to Plane 매칭 방식이 더 이점을 가진다. 그림 7은 다양한 차선 형태의 도로에서 본 논문에서 제시한 방법을 이용해 매칭한 결과를 나타내고 있다. 그림에서 회색으로 표시된 점은 지도 데이터를 나타내고 초록색으로 표시된 점은 매칭을 하기위해 실제로 사용된 지도 데이터

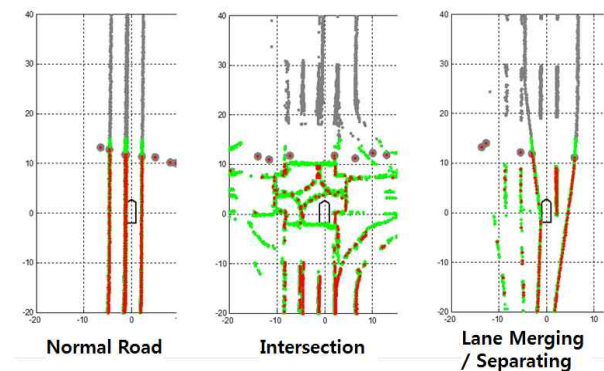


그림 7. Point to Plane 기반 매칭 결과.

Fig. 7. Result of Point to Plane based Matching.

를 나타낸다. 그리고 빨간색 점은 4절에서 설명한 LiDAR를 통해들어 온 차선데이터 정보를 차량위치 정보를 이용하여 누적한 데이터이다. 그림에서 보이는 것 처럼 Point to Plane ICP 알고리즘을 통해 지도 데이터와 실시간 데이터가 잘 매칭되는 것을 확인 할 수 있다.

알고리즘 1의 과정을 통해 변환행렬 T 를 구하게 되면 이를 통해 자 차량의 절대 위치정보를 계산할 수 있게 된다. 이 정보가 갱신될 때마다. 측정 모델 식 (3)을 식 (10)과 같이 수정하여 매칭 결과를 통해 구해진 정보를 차량 위치 추정에 반영하였다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{+icp}[k] &= \mathbf{h}_{+icp}(\mathbf{x}[k]) + \mathbf{v}_{+icp}[k] \\ &= [\mathbf{h}_{DR}(\mathbf{x}[k]) \quad p_{x,icp} \quad p_{y,icp} \quad \psi_{icp}]^T + \mathbf{v}_{+icp}[k] \quad (10) \\ \mathbf{v}_{+icp}[k] &\sim (0, \mathbf{V}_{+icp}[k]) \end{aligned}$$

VI. EXPERIMENTAL RESULTS

본 논문에서 제안한 차선기반 차량 위치 추정기술을 검증하기 위해서 그림 8과 같은 실험장에서 실차 실험을 수행하였다. 실험 차량은 2절에서 설명한 차량과 같은 센서 구성을 가진 차량을 사용하였다. 실험은 두 가지 시나리오로 구성되었다. 첫 번째 시나리오는 그림 8에 표시된 시작 지점으로부터 끝 지점 까지를 연결 하는 아주 단순한 형태의 도로를 높은 속도 영역(50kph 이상)으로 수동 주행하면서 위치 추정 성능을 확인하였다. 두 번째 시나리오는 첫 번째 시나리오와 같은 시작 점에서 출발하여 모든 도로를 한번 이상 지나가도록 하는 복잡한 형태의 도로를 저속영역(50kph 이하)으로 수동주행 하는 것이다. 이 두 가지 시나리오를 통해 본 연구에서 제안한 알고리즘이 자율주행에 적합한 위치추정 성능을 보이는지 판단해 보았고 그 결과는 그림 9, 10에 나타내었다. 그리고 정확한 성능검증을 위해서 고정밀 DGPS를 기준으로 하여 위치 추정 성능 오차를 나타내었다.

첫 번째 시나리오 실험에서는 그림 9(a)와 같은 형태의 도로를 그림 9(e)와 같은 속도로 수동 주행하였다. 차량이 중간에 정지한 곳은 교차로 구간으로 실제 도심 주행과 유사하게 주행하기 위하여 정지선에 정차한 것이다. 그림 9(b), (c)에서 표시한 거리오차는 절대 좌표 계상의 거리 오차가 아니라 차량 기준의 좌표 계에서 기준이 되는 고정밀 DGPS의 오차

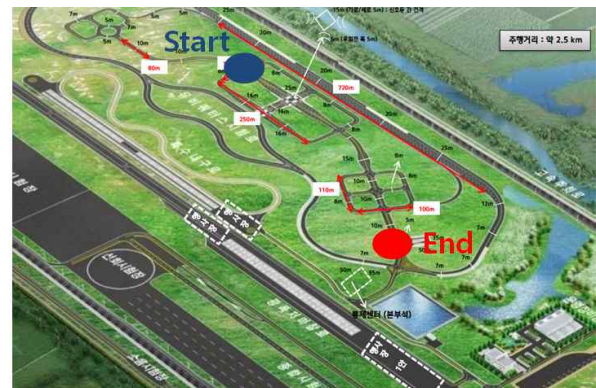


그림 8. 실험장.

Fig. 8. Testing Ground.

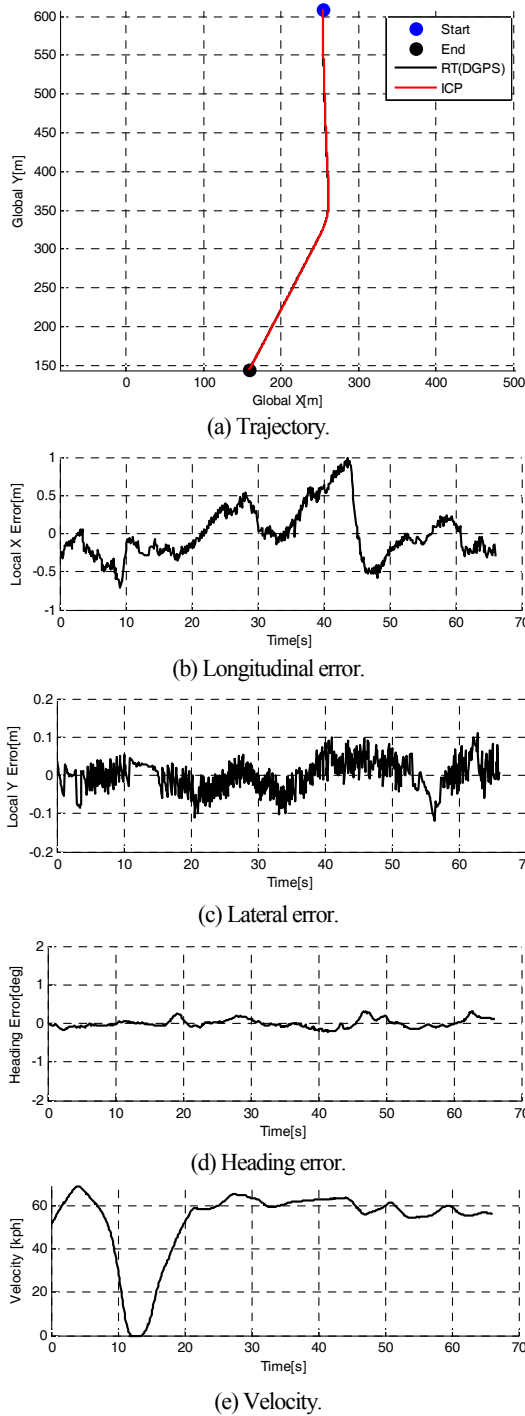


그림 9. 단순한 형태도로에서의 위치 추정 결과.
Fig. 9. Localization Result in Simple Geometric Road.

를 표현한 것이다. 이러한 형태로 오차를 표현 한 것은 횡방향 제어 시 중요시되는 차량의 횡방향 거리오차에 대한 추정 성능을 표시하기 위해서이다. 먼저 그림 9(c), (d)에서 횡방향 제어에 중요한 횡방향 위치 및 요 각 추정 성능을 살펴보면 본 연구에서 제안한 위치 추정기의 횡방향 위치 오차는 최대 0.1m, 요 각은 0.2deg 정도로 매우 정확하게 추정한 것을 확인할 수 있다. 마찬가지로 두번째 시나리오인 복잡한 도로에서의 위치추정 결과를 그림 10(c), (d)에서 살펴보면 횡방향

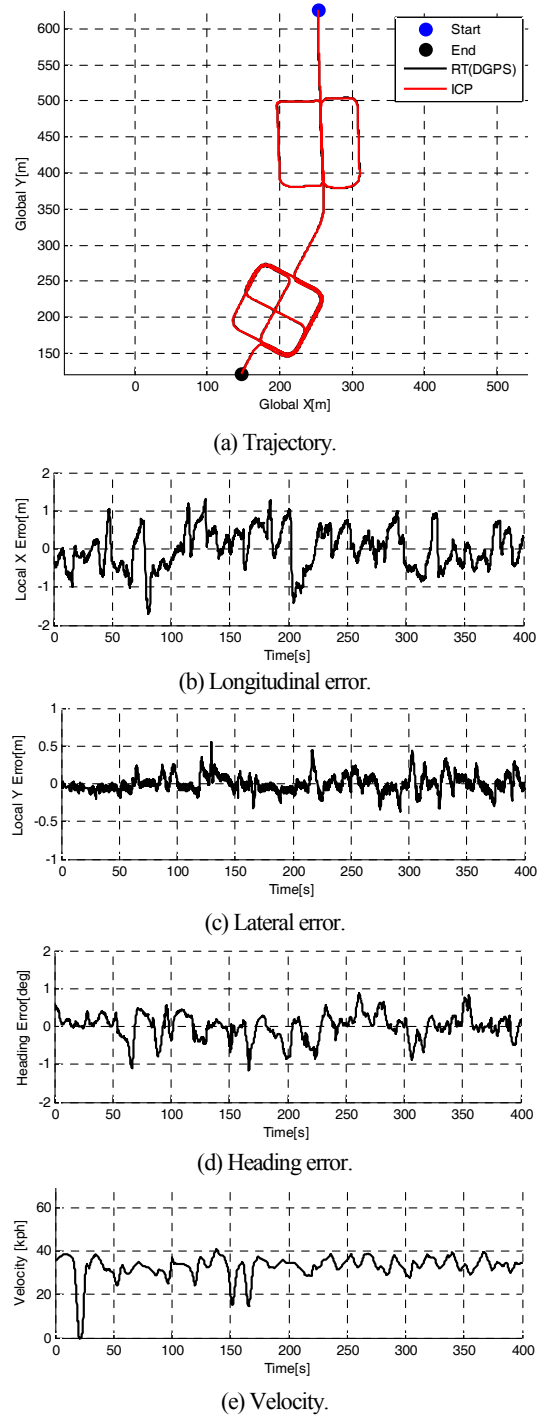


그림 10. 복잡한 형태도로에서의 위치 추정 결과.
Fig. 10. Localization Result in Complex Geometric Road.

위치 오차는 최대 0.5m, 요각 추정 오차는 최대 1deg 로 측정되었다. 복잡한 형태의 도로에서 횡방향 위치 추정에 차이가 생기는 이유는 교차로 구간 여부에 따른 것이다. 교차로 구간의 경우 일반도로에 비해 매칭 할 차선 정보가 많이 줄어들어 매칭이 실패하거나 오차가 큰 경우가 발생한다. 그로 인해 교차로에서 큰 횡방향 거동을 하는 경우 차선을 이용한 보정이 힘들어져 큰 오차가 발생하게 된다. 두 시나리오에서 종 방향 위치 추정 성능을 비교해보면 두 경우 모두

최대 1m 가량의 오차가 발생하는 것을 확인 할 수 있다. 중 방향 위치 추정 성능이 횡 방향의 경우보다 작은 이유는 차선의 형태가 대부분 차량 진행 방향과 같은 중 방향으로 이루어지기 때문에 차선을 통한 중방향 위치 보정이 힘들다. 하지만 강건한 차량 횡방향 제어를 위해서는 횡 방향 위치 및 요각 추정 성능이 중요하므로 본 연구에서 제안한 알고리즘은 이를 만족 시킬 수 있는 충분한 성능을 보인다고 할 수 있다.

VII. CONCLUSION

본 연구에서는 자율주행 차량의 강건한 횡 방향 제어를 위한 차선 지도 기반 차량 위치추정기술을 개발하였다. 제안한 위치 추정기는 분산점 칼만 필터(UKF)를 기반으로 설계 되었고 위치 보정을 위한 측정 값으로 차선 지도 매칭을 통해 획득한 위치 추정 값을 사용하였다. 차선 지도는 2D-LiDAR의 반사율 정보를 이용하여 차선을 추출하고 이를 고정밀 GPS를 사용하여 절대 좌표정보로 변환하여 완성하였다. 실시간 지도 매칭은 Point to Plane ICP를 사용하여 실시간으로 작동 가능하게 구현하였다. 그리고 실차 실험을 통하여 제안한 알고리즘이 자율주행 차량의 강건한 횡 방향 제어를 위해 적합한 위치 추정 성능을 보임을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] E. D. Dickmanns, R. Behringer, D. Dickmanns, T. Hildebrandt, M. Maurer, F. Thomanek, and J. Schiehlen, "The seeing passenger car `vamos-p`," in *Intelligent Vehicles '94 Symposium, Proceedings of the IEEE*, pp. 68-73, 1994.
- [2] J. Ziegler, H. Lategahn, M. Schreiber, C. G. Keller, C. Knoppel, J. Hipp, and C. Stiller, "Video based localization for Bertha," in *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE*, pp. 1231-1238, IEEE, Jun. 2014.
- [3] J. Levinson and S. Thrun, "Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps," *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on. IEEE*, 2010.
- [4] F. Moosmann and C. Stiller, "Velodyne slam," *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, IEEE, 2011.
- [5] H. Badino, D. Huber, and T. Kanade, "Visual topometric localization," *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, IEEE, 2011.
- [6] H. Badino, D. Huber, and T. Kanade, "Real-time topometric localization," *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on. IEEE*, 2012.
- [7] A. J. Davison, et. al., "MonoSLAM: Real-time single camera SLAM," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 29.6 (2007)*, pp. 1052-1067.
- [8] S. Thrun and J. J. Leonard, "Simultaneous localization and mapping," *Springer Handbook of Robotics*, pp. 871-889, 2008.
- [9] Kummerle, Rainer, et al. "g 2 o: A general framework for graph optimization," *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE*, 2011.
- [10] F. Lu and E. Milios, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping," *Autonomous Robots 4.4*, pp. 333-349, 1997.
- [11] Lategahn, Henning, et. al., "Urban localization with camera and inertial measurement unit," *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013 IEEE. IEEE, 2013.

- [12] F. Himm, N. Kaempchen, and D. Burschka, "Fusion of laserscanner and video based lanemarking detection for robust lateral vehicle control and lane change maneuvers," *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, IEEE, 2011.
- [13] E. A. Wan and R. V. D. Merwe, "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000. IEEE*, 2000.
- [14] A. Segal, H. Dirk, and S. Thrun, "Generalized-ICP," *Robotics: Science and Systems*, vol. 2. no. 4, 2009.
- [15] Y. Chen and G. Medioni, "Object Modeling by Registration of multiple Range Images," *Proc. of the 1992 IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2724-2729, 1991.
- [16] H. W. Kim, et al., "A real time lane detection algorithm using LRF for autonomous navigation of a mobile robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19. no. 11, pp. 1029-1035, 2013.
- [17] Y. S. Kim and D.-H. Hwang, "INS/Vision integrated navigation system considering error characteristics of landmark-based vision navigation," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 2, pp. 95-101, 2013.



김 동 욱

2008년 서울대학교 기계항공공학부 졸업. 2008년~현재 동 대학원 석박사 통합과정 재학 중. 관심분야는 운전자 지원 시스템, 무인 자율 주행 제어 시스템.



정 태 영

1996년 국민대 기계공학과 졸업. 1998년 한양대학교 자동차 공학과 2005년 동 대학 박사. 2006년~현재 현대 모비스 책임 연구원 관심분야는 자율 주행 제어 시스템.



이 경 수

1985년 서울대학교 기계공학부 졸업. 1987년 동 대학원 석사. 1992년 Univ. of California, Berkeley, Mechanical Engineering 박사. 1993년~2006년 한양대학교 기계공학과 교수. 2006년~현재 서울대학교 기계항공공학부 교수. 관심분야는 차량 사시 시스템 제어, 운전자 지원 시스템, 무인 자율 주행 제어 시스템.