

도심 주행을 위한 AVM 영상과 RTK GPS를 이용한 차량의 정밀 위치 추정 Precision Localization of Vehicle using AVM Image and RTK GPS for Urban Driving

곽기성¹ · 김동규¹ · 황성호^{1*}

Gisung Gwak¹, DongGyu Kim¹ and Sung-Ho Hwang^{1*}

Received: 04 Nov. 2020, Accepted: 17 Nov. 2020

Key Words : Localization(로컬라이제이션), Lane Detection(차선 인식), Sensor Fusion(센서 융합), RTK GPS(실시간 이동측위 위치 정보 시스템), AVM(어라운드 뷰 모니터)

Abstract: To ensure the safety of Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) or autonomous vehicles, it is important to recognize the vehicle position, and specifically, the increased accuracy of the lateral position of the vehicle is required. In recent years, the quality of GPS signals has improved a lot and the price has decreased significantly, but extreme urban environments such as tunnels still pose a critical challenge. In this study, we proposed stable and precise lane recognition and tracking methods to solve these two issues via fusion of AVM images and vehicle sensor data using an extended Kalman filter. In addition, the vehicle's lateral position recognition and the abnormal state of RTK GPS were determined using this approach. The proposed method was validated via actual vehicle experiments in urban areas reporting multipath and signal disconnections.

기호 설명

v : velocity, m/s
 γ : yaw rate, rad/s
 x : vehicle position x, m
 y : vehicle position y, m
 ψ : yaw, vehicle heading, rad
 \mathbf{x} : state variable vector
 z : measurement state variable
 W : lane width

1. 서론

최근 자율주행 관련 연구가 활발히 진행되면서, 일

부 자동차 업계에서는 자율주행 3단계 수준의 차량을 출시하여 고속도로와 같은 제한적인 도로에서 실제 자율주행이 이루어지고 있다. 이때 자율주행 차량의 안전성 확보를 위해서는 자율주행의 핵심 기술 중 하나인 차량의 정밀 위치 인식 기술이 필수적이다. 특히, 최소 차선 레벨 내의 위치 인식이 요구되기 때문에 차량 진행 방향의 횡 위치 인식 정확도 향상이 요구된다.¹⁻⁴⁾

차량의 정밀한 위치 인식을 위해서는 차량 내부 센서, GPS(Global Positioning System), IMU(Inertial Measurement Unit), 카메라, LiDAR(Light Detection and Ranging) 등의 센서가 단독 또는 다수의 조합으로 융합되어 사용된다. 도심지에서의 정밀 위치 인식을 위한 초기 연구들에서는 신호 단절과 다중 경로 효과로 인해 위치 정확도가 크게 저하되는 GPS의 한계를 극복하고자 카메라, LiDAR와 같은 로컬 센서들을 활용하였다.⁵⁻⁶⁾

LiDAR는 cm급 수준의 분해능을 갖고 있어 정밀한 위치 추정이 가능하다. 하지만 다양한 환경적 특징을 인식하기 위해서는 다채널·장거리용 LiDAR가 필요하며, 최근 가격이 많이 내려가긴 했지만 아직 고가의

* Corresponding author: hsh0818@skku.edu

1 Department of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University, 2066, Seobu-ro, Jangan-gu, Suwon-si, Gyeonggi-do, Korea

Copyright © 2020, KSFC

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

가격이 형성되어 있다. 또한, 방대한 3D 포인트 클라우드 데이터의 처리를 위한 문제도 해결해야 한다.⁷⁾

도로 환경 인식에 일반적으로 많이 사용되는 카메라 센서는 차량에서 주행 방향으로 멀리 있는 환경까지 감지가 가능하다는 장점이 있다. 하지만, 설치 위치와 각도에 의해 태양이나 인공조명의 변화에 민감하고 차량의 헤딩이나 피치 변화에 의해 발생하는 영상왜곡에 의해 차선 인식 결과가 영향을 크게 받는다는 단점이 있다. 또한, 차량 전방의 차선 인식 결과를 차량까지 연장하여 차량의 차선 내 위치를 도출하기 때문에 차선 인식의 오차가 더 크게 발생할 수 있다.⁸⁻¹⁰⁾ 차량의 4면에 설치되어 차량에 가까운 도로를 향해 수직에 가깝게 설치되는 AVIM (Around View Monitoring) 영상은 차량의 거동 변화에 의한 영상 변화가 적고, 차량이 현재 주행하고 있는 차선이 더 높은 픽셀 해상도로 들어오기 때문에 차선 인식을 통한 차량의 위치 인식 정확도가 더 정밀하게 된다.¹¹⁾ 하지만, AVIM의 인식 범위 한계로 인해 차량이 차선 위에 있거나 점선 차선을 주행하는 경우 AVIM 영상 범위에 차선이 매우 적게 나타나 인식이 어려운 경우가 발생된다.

GPS의 경우, 자율주행 자동차와 드론의 중요성이 높아지면서 정부와 기업 차원에서 전국 단위의 GNSS(Global Navigation Satellite System) 보정 기지국 구축, 항법 관련 연구의 활성화 등으로 도심 지역에서 GNSS 정보의 정밀도 하락 문제가 많이 개선되었다.¹²⁻¹³⁾ 최근 수년 사이 지역 환경에 강인한 cm급 정밀도의 RTK(Real Time Kinematic) GPS의¹⁴⁾ 가격이 수십만 원까지 하락하면서 차량 위치추정 연구에 많이 활용되고 있다. 그러나 도심지에서 일부 성능저하 문제가 개선되었음에도 불구하고, 터널 주행과 같은 위성 신호 단절 및 cm급 정밀도의 보정 복구 과정 등은 여전히 해결해야 하는 문제로 남아있다. GPS를 이용한 위치추정 연구로는 차량 내부 센서인 Odometer, 휠 조향각 등의 정보들과 GPS 정보를 이용해 차량 파라미터를 추정하거나 오차를 보정하는 연구들이 진행되어 왔다.¹⁵⁻¹⁸⁾ 이러한 연구들은 GPS의 위치 데이터를 신뢰하여 측정값으로 바로 사용하거나 GPS의 정밀도 정보, DR(Dead Reckoning) 정보와 비교하여 GPS 정보의 신뢰도를 판단한다. 그렇기 때문에 위와 같이 위성 신호 단절 및 정밀도 보정 과정에서 발생하는 GPS 신호의 불확실성이 커지는 경우 정확한 신뢰도 판단이 어렵게 된다.¹⁹⁻²²⁾

본 논문에서는 AVIM의 부족한 영상 범위의 한계

를 극복하기 위해 AVM 영상과 차량 내부 센서 데이터를 칼만 필터에 융합하여 안정적이고 지속적인 차선 인식 및 추적을 수행한다. 그 후 정밀지도의 차선 정보를 활용하여 도심이나 터널과 같이 GPS 신호의 단절 및 보정 복구 과정에서 이상 상태를 판단하여 차량의 위치를 추정하는 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘의 성능 검증을 위해 실차 시험을 진행하였으며, 이를 통해 실도로 주행 데이터 기반의 위치추정 정확도 검증을 수행하였다.

2. AVM을 이용한 차선 인식 및 추적

AVM 영상을 이용한 차선 인식을 위해 4개 카메라의 캘리브레이션을 수행하였으며 생성한 AVM 영상의 특성을 반영하여 차선을 인식 하였다.

2.1 AVM 영상 생성

AVM 영상을 생성하기 위해 차량의 전후좌우 4곳에 640x480 pixel의 아날로그 어안 카메라를 설치하였으며, Euresys사의 4채널 실시간 이미지 그래버 Picolo Alert PCIe를 사용하여 30 FPS로 영상을 취득하였다. 각 어안 카메라의 공정 시 제작 공차 및 렌즈에 의해 발생하는 내부 파라미터 캘리브레이션을 위해 Fig. 1(a)와 같이 체스보드 영상을 취득하였다. 또한, 차량에 설치된 각 카메라의 좌표계와 차량 좌표계 사이의 변환을 위해 Fig. 1(b)와 같이 차량 주위에 대형 체스보드를 설치하였으며, 취득한 이미지들을 OpenCV 라이브러리를 활용하여 내외부 파라미터 캘리브레이션을 진행하였다. 최종적으로 4개 카메라 영상의 왜곡 보정, 탐부 변환과 영상 정합을 통해 Fig. 2의 AVM 영상을 생성하였다. 4.8x1.2 m 크기의 대형 체스 보드를 IPM(Inverse Perspective Mapping)을 통해 240x60 pixel의 탐부 영상으로 변환 하였다. 생성한 AVM 영상의 분해능은 2cm/pixel로 최대 2cm급 수준의 차선 인식 정밀도를 확보하였다.



(a)

(b)

(a) Image for intrinsic calibration

(b) Image for extrinsic calibration

Fig. 1 Chess board image



Fig. 2 AVM image

2.2 차선 인식

30m 이상의 넓은 영역을 감지할 수 있는 전방 카메라의 경우 긴 구간의 다양한 차선 모델을 인식하기 위해 2차 이상의 고차 곡선 모델을 이용하여 차선을 피팅하였다. 고차 모델의 경우 더 정밀한 피팅이 가능하다는 장점이 있을 수 있지만, 노이즈에 매우 취약하다는 단점이 있다.²³⁻²⁴⁾ 차량 양 옆의 약 10m 이하 범위에서 영상이 취득되는 AVM 영상의 경우, 회전반경이 매우 작은 선회와 같이 주행 중 발생 빈도가 낮거나 주행 지속시간이 짧은 경우를 제외하면 대부분은 직선 차선으로 간주할 수 있다. 또한 정상 주행 시 차량 좌표계에서 차선의 기울기는 수직에 가깝기 때문에 시스템의 안정화를 위해 x축을 공역, y축을 정의역으로 설정하였다. 따라서 차선 인식의 안전성과 추후 차선 추적 모델의 단순화를 위해 선형 모델식 (1)을 차선 피팅에 사용하였다.

$$x = ay + b \tag{1}$$

AVM 원본 영상에서 차선의 후보점들을 도출하기 위해 엣지 검출 필터인 Sobel Filter를²⁵⁾ 적용 후 도로 교통법에 명시되어 있는 차선 폭 정보를 활용하여 노이즈 성분을 제거하였다. 최종 차선 모델을 인식하기 위해 전처리 과정을 통해 도출된 차선 중앙 후보점들을 이용하여 이상치에 강인한 RANSAC (Random Sample Consensus) 알고리즘을 사용하였다.²⁶⁾ 좌우 차선 후보 모델을 구하고 최종의 차선 판단 기준으로 정밀 지도의 정보 중 현재 주행 차선의 헤딩과 차로 폭 데이터를 사용하였으며, 이것이 실차 테스트로 얻어진 임계 범위 안에 포함되면 두 개의 선형 차선 모델을 인식의 결과로 확정한다.

정밀지도를 활용하여 횡 방향 위치 오차를 보정하

고 차선 추적 모델의 복잡도와 연산 리소스를 줄이기 위해서는 좌우 직선 모델의 정 중앙을 가로지르는 선형 모델이 필요하게 된다. 한 평면에 속해 있고 일치하지 않는 두 직선과의 거리가 같다는 조건식을 통해 구한 차로 중앙 선형 식은 식 (2)와 같이 구할 수 있으며 차량 좌표계 상에 도식화 하면 Fig. 3과 같다.

$$\begin{aligned}
 x &= a_c y + b_c \\
 a_c &= \frac{a_L \sqrt{1+a_R^2} + a_R \sqrt{1+a_L^2}}{\sqrt{1+a_L^2} + \sqrt{1+a_R^2}} \\
 b_c &= \frac{b_L \sqrt{1+a_R^2} + b_R \sqrt{1+a_L^2}}{\sqrt{1+a_L^2} + \sqrt{1+a_R^2}}
 \end{aligned} \tag{2}$$

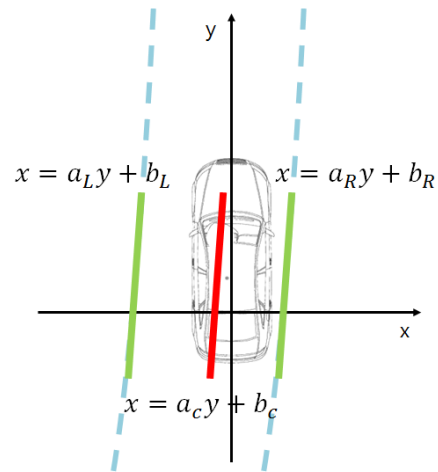


Fig. 3 Lane detection on vehicle coordinate system

3. 차선 추적 및 위치 추정

AVM 영상의 인식 범위 한계로 인한 불안정한 차선 인식 문제를 해결하기 위해 확장 칼만필터²⁷⁾ 사용하였으며, 차량 CAN 데이터의 속도, yawrate와 차선 인식 결과를 융합하여 안정적이고 지속적인 차선 추적을 수행하였다.

3.1 추측 항법

차선은 도로 노면에 고정되어 있기 때문에 차량의 위치 및 자세 변화를 통해 차량 좌표계 상에서 차선의 위치 변화를 추정할 수 있다. 100Hz 속도로 갱신되는 차량 CAN 데이터를 통해서 식 (3)과 같이 차량의 이동 변화량을 나타낼 수 있다. 여기서 Δx , Δy , $\Delta \psi$ 는 step time 이후 차량 x위치, y위치, 헤딩의 변

화량, v_k 는 후륜 좌, 우 휠에서 추정된 속도의 평균 값, γ_k 는 편향 오차가 제거된 yawrate, T_s 는 샘플링 시간을 의미한다.

$$\begin{aligned} \Delta x &= v_{k-1} T_s \cos(\psi_{k-1} + \frac{\gamma_{k-1} T_s}{2}) \\ \Delta y &= v_{k-1} T_s \sin(\psi_{k-1} + \frac{\gamma_{k-1} T_s}{2}) \\ \Delta \psi &= \gamma_{k-1} T_s \end{aligned} \quad (3)$$

3.2 차선 추적 모델

Fig. 4와 같이 차량이 이동하면 이동 전 차량 좌표계에서 인식한 차선 모델 $x = a_c y + b_c$ 는 좌표계의 이동과 회전에 의해서 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} x' &= \frac{\sin(\gamma_k T_s) + a_c \cos(\gamma_k T_s)}{\cos(\gamma_k T_s) - a_c \sin(\gamma_k T_s)} y' \\ &+ \frac{b_c + a_c \Delta y - \Delta x}{\cos(\gamma_k T_s) - a_c \sin(\gamma_k T_s)} \end{aligned} \quad (4)$$

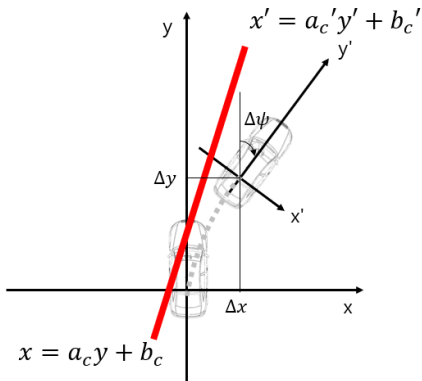


Fig. 4 Lane tracking on vehicle coordinate system

차선을 추적하기 위한 확장 칼만필터의 State variable은 $x_{l,k} = [X_{i,k}, \theta_{c,k}, W_k]^T$ 로, 차로 중앙 차선 모델의 차량 좌표계 x절편, y축과 차선의 각도 차이, 차로 폭을 의미한다. 다음 시점의 상태 벡터를 예측하는 Process model은 다음과 같이 정의하였다. 차량 좌표계는 차량 heading이 정북 방향을 보도록 했기 때문에 $\psi_{k-1} = \pi/2$ 로 설정 하였다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{lane,k} &= g_l(x_{l,k-1}, v_{k-1}, \gamma_{k-1}) \\ &= \begin{bmatrix} X_{i,k-1} + \tan(\theta_{c,k-1}) \Delta y - \Delta x \\ \frac{\cos(\gamma_{k-1} T_s) - \tan(\theta_{c,k-1}) \sin(\gamma_{k-1} T_s)}{\theta_{k-1} + \gamma_{k-1} T_s} \\ W_{k-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

예측한 모델을 업데이트 하기 위한 Measurement model은 식 (6)과 같다. 차선 인식 결과 값을 모델의 측정값으로 사용하였다. 차량의 위치 추정을 위해서 좌, 우 두 개 차선의 중앙 차선 모델 값을 추적에 사용하였다. 또한 차량은 차선을 넘지 않도록 주행해야 하기 때문에 중앙 추적값을 양쪽 차선의 정보로 되돌리기 위해 차로 폭도 측정 값에 포함하였다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{lane,k} &= [X_{i,k}, \theta_k, W_k]^T \\ &= \begin{bmatrix} b_c \\ \arctan(a_c) \\ b_R - b_L \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

예측 과정의 경우 100Hz의 빠른 속도로 데이터가 들어오는 차량 데이터의 주기에 맞춰 갱신하였으며, 업데이트의 경우 카메라 데이터(30Hz)의 주기를 주기에 맞춰 측정값을 반영하는 멀티 레이트 칼만 필터 구조를 사용 하였다. 초기화 조건은 정밀 지도에서 도로 곡률의 정보를 활용하여 직선 도로의 경우 연속으로 측정값이 30 step (1초) 이상 실패하는 경우로 설정하여 차선 추적을 지속하였다. 반대로 곡선 도로의 경우 차선 인식에서 가정된 차선의 직선화 조건으로 차선 추적을 지속하는 경우 실제 곡선 차선을 추적하지 못하기 때문에 초기화 조건을 3 step (0.1초)로 설정하였다.

3.3 차량 위치 추정 및 GPS 상태 판단

차량의 위치를 추정하기 위해 식 (3)에서 활용한 2nd order Runge-Kutta integration 모델을 확장 칼만 필터의 Process model로 사용하였다. State variable은 $\mathbf{x}_{veh,k} = [x_k, y_k, \psi_k]^T$ 로, 차량 후륜 중앙 위치의 UTM 좌표계 x, y, heading을 의미한다. 측정 상태 변수의 경우 RTK GPS의 정밀도에 이상이 없다고 판단되는 경우 GPS의 경도, 위도 데이터를 UTM 좌표계로 변환한 UTM_X, UTM_Y 값과 heading 데이터를 사용하여 업데이트한다. RTK GPS의 신호 정보를 이용한 일반적인 정상 상태 판단 조건은

1. 수평 부정밀도(hDOP) < 12
2. 가시 위성 수 > 8
3. 미지정수 결정 정보 = fixed or float

등을 사용하여 하는데 이러한 정보들의 경우 터널과 같이 GPS 신호가 단절되고 다시 정밀도가 복구되는 과정에서 신뢰도를 보장하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해 AVM을 이용한 주행 차로 인식 결과와 정밀지도의 정보를 이용하여 현재 차량의 위치

와 heading을 인식하고 실험으로 도출한 차선 인식 최대 허용 오차 20cm와 heading 최대 허용오차 7°를 임계값으로 설정하여 RTK GPS의 신뢰도를 추가로 판단한다. AVM 영상의 판단 조건을 만족하지 못하면 RTK GPS를 이상 상태라고 판단하고 영상 인식의 결과를 측정 상태 변수로 업데이트 한다.

3.4 차선 추적 및 위치 추정 구조

Fig. 5는 제안한 알고리즘의 전체 순서도를 나타낸다. AVM 영상, 차량 내부 CAN 데이터, RTK GPS 정보, 정밀 지도 정보 데이터들을 활용하여 차선 인식 및 추적, GPS 데이터의 상태 판단 및 차량의 위치와 heading을 추정한다. 최종적으로 추정된 차량의 위치와 heading 정보는 판단 및 제어 등의 상위 어플리케이션에서 활용한다.

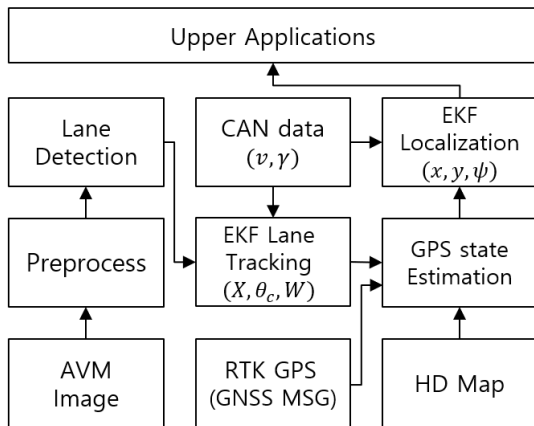


Fig. 5 Flow chart of proposed algorithm

4. 평가 환경 및 실험 결과

4.1 실차 검증 환경

실차 검증을 위해 Fig. 6과 같이 자율주행 차량으로 개조된 아반떼 차량을 이용하였다. 안정적인 차선 인식을 위해 전후좌우에 어안렌즈 카메라를 장착하여 AVM 이미지 영상을 생성하였다. 실험에 사용할 정밀 위치 정보를 취득하기 위해서 Synerex사의 L1/L2 RTK 수신기 제품과 차량 루프에 낮은 정밀도의 GPS 안테나를 설치하였다.

GPS 정보의 정밀도가 크게 떨어지는 터널 구간에서 차량 위치의 Ground Truth 값을 취득하기 위해 레퍼런스 장비로서 Honeywell 사의 INS(Inertial Navigation System) 장비인 n580을 활용하였다. 위치 및 자세 정밀도의 향상을 위해 차량 루프에 2개의 GPS 안테나를 설치하고 정밀위치 보정을 위해 국토지리정보원

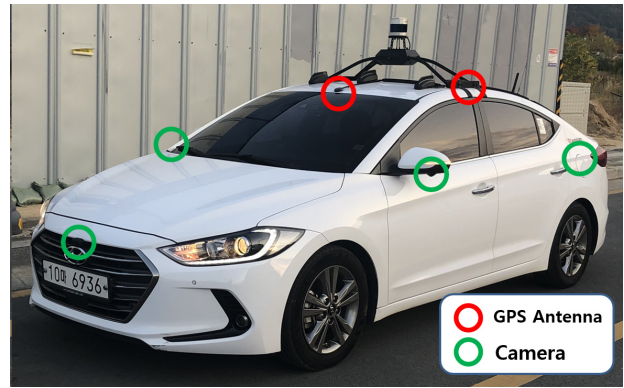


Fig. 6 Experimental vehicle

의 VRS 보정정보를 이용하여 cm급의 정밀도를 확보하였다. Table 1에는 사용된 레퍼런스 장비의 사양을 기술하였다.

Table 1 Honeywell n580 specifications

GNSS Signals	C/A, L1, L2, L3, L5
Position Accuracy	0.6 SBAS, 0.01 RTK (m)
Heading Accuracy	0.05 (°)
Position Accuracy (3 second outages)	0.09 (m)
Heading Accuracy (3 second outages)	0.06 (°)

4.2 시뮬레이션 환경

차량에서 취득되는 CAN, GPS, 카메라 등의 정보 로깅하기 위해 차량용 Fanless PC Nuvo-8108 (Intel Xeon CPU, 3.7 GHz) 제품을 사용하였다. 윈도우즈 OS 환경에서 카메라 이미지를 빠른 속도로 처리하기 위해 OpenCV 라이브러리를 사용하였다. 나머지 센서 데이터들은 LabVIEW 프로그램을 활용하였으며, 이미지 관련 데이터들은 TCP/IP 통신을 통해 LabVIEW 로깅 프로그램으로 데이터 및 타임 스탬프 정보를 전달함으로써 전체 센서들의 동기화를 수행하였다.

4.3 데이터 검증 환경

Fig. 7은 테스트 구간으로 선정한 대구 수성구의 알파시티의 위성지도를 보여준다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능 검증을 위해 GPS 신호의 단절이 발생하는 터널 구간을 특정하였으며, 지도에서 빨간색 점선으로 표시된 세 곳에서 데이터 취득을 수행하였다. 테스트 구간은 터널 구간에서 발생하는 GPS 신호의 단절로 인해 위치를 인식함에 있어 문제가 발생하는 구간이다.



Fig. 7 Test area - Alphacity, Daegu

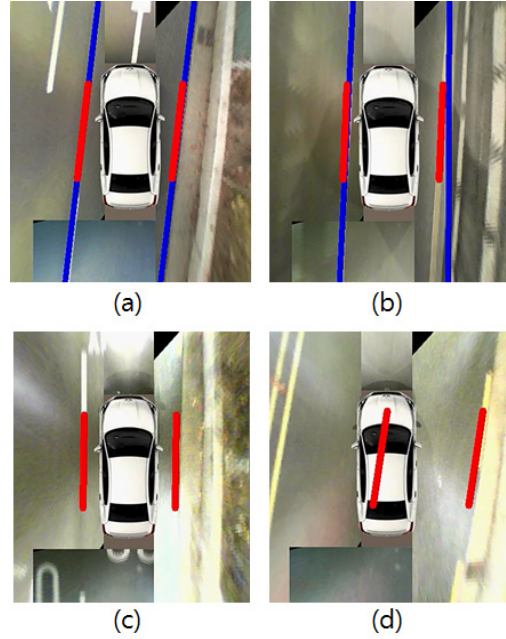
정밀지도와 차선 인식 결과의 맵 매칭을 위해서는 차선의 중앙 위치 정보가 필요하다. 국토지리 정보원에서 제공하는 알파시티의 벡터 맵 데이터 중 차선 중앙 위치 정보인 Link 데이터와 실험 차량의 레퍼런스 장비를 이용한 차선 인식 결과를 비교해 가며 지도의 차선 중앙 위치 정밀도를 개선하고 테스트에 사용하였다.

4.4 실험 결과

제한한 차선 인식 및 추적 알고리즘의 성능을 테스트하기 위해 Fig. 8과 같이 실차 주행을 통해 AVM 영상에서 차선을 인식하고 추적하였다. 파란색 선이 영상 인식을 통한 왼쪽, 오른쪽 차선의 최종 측정값이며 빨간색 선은 확장 칼만 필터를 이용한 차선의 추적 결과 값을 나타낸다. Fig. 8의 (a)는 차선을 정확하게 인식하여 추적에 사용한 결과이며 (b)와 같이 노이즈로 인해 순간적으로 차선을 잘못 인식하는 경우에도 안정적으로 빨간색 실선이 차선을 추적하고 있다. (c)와 (d)의 경우는 차선 인식 결과 값이 초기화 기준에 도달하기 전까지 연속적으로 실패한 경우에도 차선 유지와 변경 시 지속적으로 추적하는 것을 보여준다. 제한한 차선 인식 및 추적 알고리즘의 인식률을 측정하기 위해 알파시티를 주행하며 10Hz 속도로 저장한 AVM 이미지 2000장에 대해서 차선 인식의 성공 여부를 판단하였다.

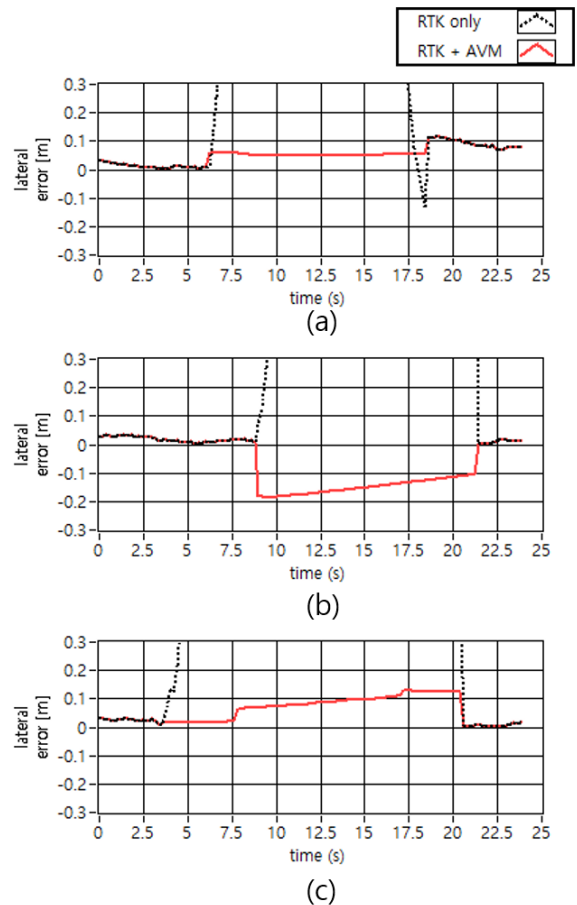
Fig. 8의 차선 추적결과인 빨간색 실선의 두께는 10 pixel로 20cm에 해당하는데 이미지 상에 주행중인 차선이 존재하는 경우 빨간색 실선이 차선에 완전히 벗어나는 경우 차선 인식 실패로 판단하였다. 판단 결과 차선 인식률 98.2%의 높은 성능을 확인하였다.

차선 인식을 이용한 차량 횡방향 위치 추정의 성능을 검증하기 위해 알파 시티의 터널 세곳을 주행하여 실차 데이터를 취득하였다. Fig. 9는 레퍼런스 장비인 n580의 위치, heading 정보를 기준으로 터널 주행 시 단독 RTK 데이터와 RTK+AVM의 횡방향 위치 인식 에러를 나타낸다.



- (a) Result of detection success
- (b) Result of misdetection
- (c) Tracking results when keeping lane
- (d) Tracking results when changing lane

Fig. 8 Results of lane detection and tracking



- (a) tunnel 1 (b) tunnel 2 (c) tunnel 3

Fig. 9 Lateral error when driving in a tunnel

터널 진입 시 RTK GPS의 보정 정밀도 저하와 신호 단절에 의해 그래프의 점선과 같이 수 m 이상 위치 오차가 발생한다. RTK GPS의 정밀도가 신뢰할 만한 수준이 될 때 까지 지속적인 차선 인식 및 추적을 통해 Table 2와 같은 성능을 나타낸다.

Table 2 Lateral error with reference position

Tunnel	RTK + AVM lateral error [m]		RTK only lateral error [m]
	RMSE	Max	Max
1	0.06	0.117	4.2
2	0.11	0.19	12.2
3	0.07	0.13	8.5

5. 결론

본 논문에서는 AVM 영상을 이용하여 선형화된 차선 모델을 인식하고 확장 칼만 필터를 이용하여 차선 데이터와 융합하였다. 두 센서를 융합한 확장 칼만필터를 통해 처리 부하를 줄이고 안정적인 차선 추적을 수행하였다. 차선의 인식부터 추적까지 10ms 이하의 처리 속도를 확보하였다. 또한 차선 추적 결과를 활용하여 터널과 같이 RTK GPS 신호의 급격한 성능 저하와 복구가 발생하는 곳에서도 안정적인 횡방향 위치 보정을 수행하였다.

제안된 방법의 성능을 검증하기 위해 대구 수성알파시티의 실차 주행 실험을 진행하였다. 터널 구간 주행 시 RTK GPS의 신호 단절 상황에서 차량의 횡방향 최대 오차 0.19m 수준의 위치 추정 성능을 확인하였으며 자율주행 제어에서 매우 중요한 지속적인 차선 수준의 횡방향 위치 추정 성능을 확보하였다.

교차로에서의 좌회전 및 우회전과 같이 회전 반경이 매우 작은 구간에서 GPS 신호의 이상 상태가 발생할 경우, 이는 앞서 가정한 조건들의 예외 상황으로 제안한 알고리즘이 한계가 발생한다. 추후 성능 개선을 통해 이에 대한 문제 해결을 진행할 예정이다.

후 기

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원 교통물류연구사업의 연구비지원(전기동력 방식의 대용량 BRT 자율주행 기반기술 개발)과 2017년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단-차세대 공학연구자 육성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2017H1D8A2031628).

이해관계(CONFLICT OF INTEREST)

저자는 이 논문과 관련하여 이해관계 충돌의 여지가 없음을 명시합니다.

References

- 1) J. Levinson, M. Montemerlo and S. Thrun, "Map-based precision vehicle localization in urban environments," Robotics: science and systems, Vol.4, No.Citeseer, 2007.
- 2) A. Y. Hata and D. F. Wolf, "Feature detection for vehicle localization in urban environments using a multilayer LIDAR," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.17, No.2, pp.420-429, 2015.
- 3) S. Moon et al., "Detecting Lane Departure Based on GIS Using DGPS," Transactions of KSAE, Vol.20, No.4, pp.16-24, 2012.
- 4) T. U. Kim, S. Cheon and S. Y. Yang, "A Study on the Development of a Real Time Simulator for the ESP (Electronic Stability Program)," Journal of Drive and Control, Vol.16, No.4, pp.48-55, 2019.
- 5) W. Burgard, O. Brock, and C. Stachniss, "Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments," Robotics: Science and Systems III, MIT Press, pp.121-128, 2008.
- 6) A. Georgiev and P. K. Allen, "Localization methods for a mobile robot in urban environments," IEEE Transactions on Robotics, Vol.20, No.5, pp.851-864, 2004.
- 7) K. Yoneda et al., "Lidar scan feature for localization with highly precise 3-D map," 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, pp.1345-1350, 2014.
- 8) M. Schreiber, C. Knoppel, U. Franke, "Laneloc: lane marking based localization using highly accurate maps," Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.449-454, 2013.
- 9) N. Mattern and G. Wanielik, "Camera-based vehicle localization at intersections using detailed digital maps," Proceedings of the 2010 IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium, pp.1100-1107, 2010.

- 10) Y. Seo and R. Rajkumar, "Tracking and estimation of ego-vehicle's state for lateral localization," Proceeding of the 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.1251-1257, 2014.
- 11) K. Jo et al., "Precise localization of an autonomous car based on probabilistic noise models of road surface marker features using multiple cameras", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.16, No.6, pp.3377-3392, 2015.
- 12) K. B. Kim, C. K. Lee and S. An, "Evaluation of Network-RTK Survey Accuracy for Applying to Ground Control Points Survey," Journal of the Korean Society for Geospatial Information System, Vol.22, No.4, pp.127-133, 2014.
- 13) Y. Kim, "Analysis on the Position Accuracy through the Improvement of the VRS-GPS Controller System," Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation, Vol.18, No.4, pp.353-362, 2018.
- 14) C. Mekik and M. Arslanoglu, "Investigation on accuracies of real time kinematic GPS for GIS applications," Remote Sensing, Vol.1, No.1, pp.22-35, 2009.
- 15) D. M. Bevly and B. Parkinson, "Cascaded Kalman Filters for Accurate Estimation of Multiple Biases, Dead-reckoning Navigation, and Full State Feedback Control of Ground Vehicles," IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol.15, pp.199-208, 2007.
- 16) M. F. Abdel-Hafez, K. Saadeddin and M. Amin Jarrah, "Constrained Low-cost GPS/INS Filter with Encoder bias Estimation for Ground Vehicles Applications," Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.58, pp.285-297, 2015.
- 17) P. Bonnifait et al., "Data Fusion of Four ABS Sensors and GPS for an Enhanced Localization of Car-like Vehicles," Proceedings 2001 ICRA, pp.1597-1602, 2001.
- 18) Z. Tao et al., "Lane marking aided vehicle localization." 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.1509-1515, 2013.
- 19) J. Gao, M. G. Petovello and M. E. Cannon, "Development of Precise GPS/INS/Wheel Speed Sensor/Yaw Rate Sensor Integrated Vehicular Positioning System," Proceedings of the 2006 National Technical Meeting of the Institute of Navigation, Vol.2, pp.780-792, 2006.
- 20) L. Chang, K. Li and B. Hu, "Huber's M-estimation-based Process Uncertainty Robust Filter for Integrated INS/GPS," IEEE Sensors Journal, Vol.15, No.6, pp.3367-3374, 2015.
- 21) C. Kim and K. Huh, "Development of a Pose and Position Estimation Algorithm with Considering the Error and Latency from the GPS and In-vehicle Sensors," Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers, Vol.26, No.5, pp.620-629, 2018.
- 22) J. Yee, T. Kim and H. Kim, "Vehicle Position Estimation Using Low-cost RTK Module, Wheelpulse, and IMU Sensor," Transactions of KSAE, Vol.26, No.3, pp.407-415, 2018.
- 23) K. Zhao et al., "A novel multi-lane detection and tracking system," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1084-1089, 2012.
- 24) J. C. McCall and M. M. Trivedi, "Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: Survey, system, and evaluation," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.7, No.1, pp.20-37, 2006.
- 25) N. Kanopoulos, N. Vasanthavada and R. L. Baker, "Design of an image edge detection filter using the Sobel operator," IEEE Journal of solid-state circuits, Vol.23, No.2, pp.358-367, 1988.
- 26) M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," Communications of the ACM, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.
- 27) T. Song, H. Lee and K. Oh, "A Model Predictive Tracking Control Algorithm of Autonomous Truck Based on Object State Estimation Using Extended Kalman Filter," Journal of Drive and Control, Vol.16, No.2, pp.22-29, 2019.