

# 차량 횡방향 운동 방정식을 고려한 차대도로간 트래킹 기법

## A Study on Vehicle to Road Tracking Methodology with Consideration of vehicle lateral dynamics

신 동 호\*

\* 주저자 및 교신저자: 한국기술교육대학교 기계공학부 교수

Dongho Shin\*

\* Dept. of Mechanical Eng., Korea University of Technology and Education

† Corresponding author : Dongho Shin, donghoup@koreatech.ac.kr

Vol.16 No.6(2017)  
December, 2017  
pp.219~230

ISSN 1738-0774(Print)  
ISSN 2384-1729(On-line)  
<https://doi.org/10.12815/kits.2017.16.6.219>

Received 22 September 2017  
Revised 11 October 2017  
Accepted 13 November 2017

© 2017. The Korea Institute of  
Intelligent Transport Systems. All  
rights reserved.

### 요 약

본 논문에서는 확장형 칼만필터를 적용하여 영상센서 기반 차대도로간 트래킹 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 횡방향 오프셋, 차선대비 상대경로각, 전방도로 곡률은 차선유지지원시스템의 경로추종 횡방향 제어기 구성 또는 차선이탈경보시스템의 경보 로직을 위한 중요 입력값으로 활용되는데 이를 위해 본 연구에서는 영상센서 차선인식 결과값인 이미지 상의 차선 추출점의 좌표값과 더불어 요레이트, 조향각, 차속 센서 측정값, 그리고 차량의 횡방향 운동방정식을 고려한 확장형 칼만필터를 적용하여 차대도로간 트래킹 정보를 추출한다. 제안된 차대도로간 트래킹 알고리즘의 유효성을 증명하기 위해 주행 테스트 도로 상에서 DGPS-RTK 장비를 이용하여 비교 검증하여 그 유효성을 보였다.

핵심어 : 확장형 칼만필터, 차대도로간 트래킹, 차선유지지원시스템, DGPS-RTK

### ABSTRACT

This paper proposes a vehicle to road tracking algorithm based on vision sensor by using EKF(Extended Kalman Filter). The lateral offset, heading angle, and curvature which are obtained from vehicle to road tracking might be used as inputs to steering controller of LKAS(Lane Keeping Assist System) or for the warning decision logic of LDWS(Lane Departure Warning System). To the end, in this paper, the yaw rate, steering angle, and vehicle speed as well as lane raw points together with considering of vehicle lateral dynamics are utilized to improve the exactness and convergence of the vehicle to road tracking. The proposed algorithm has been tested at a proving ground that consists of straight and curve sections and compared with GPS datum using DGPS-RTK equipment to show the feasibility of the proposed algorithm.

Key words : Extended Kalman filter, Road to vehicle tracking, Lane keeping assist system, DGPS-RTK

## I. 서 론

운전 미숙과 부주의로 인한 교통사고를 줄이고, 운전자의 운전 부담을 줄이기 위한 노력으로 다양한 운전자 보조 시스템(ADAS : Advanced Driver Assistance System)에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 이에 더 나아가 최근에는 자율 주행 자동차에 대한 관심으로 완성차 업계 및 자동차 부품 회사뿐만 아니라 IT 업계까지 해당 기술 개발 및 상용화에 노력하고 있다. 다양한 운전자 보조 시스템과 자율 주행 자동차 관련 기술 중 특히 차선유지지원시스템(LKAS : Lane Keeping Assistance System)은 차량이 차선을 이탈 시 이를 진동이나 경고음을 통해 운전자에게 단순 경고하는 차선이탈경보시스템(LDWS : Lane Departure Warning System)의 기능을 더욱 확장하여 단순 경고 기능 뿐 아니라 차선 유지를 위한 자동 경로추종 제어 기능이 더해진 장치이다. 이는 자율주행자동차를 구현하기 위한 가장 기본적인 기능으로 활용될 수 있다는 점에서 가장 근본적인 시스템이라고 할 수 있다.

일반적으로 차선 유지 지원 시스템은 차량의 윈드실드에 장착된 영상센서를 이용한 차선 인식부, 차선 인식 결과, 즉 차선 추출점 정보를 이용하여 차선 내 차량 위치 정보를 추출하는 차대도로간 트래킹 연산부, 그리고 계산된 차대도로간 정보를 입력으로 명령조향각 계산부, 그리고 명령 조향각을 추종 할 수 있도록 제어하는 역할을 수행하는 조향 액츄에이터부(조향제어기 포함)로 이루어져 있다. 대부분의 경우 차선 인식은 차량 내 윈드실드에 장착된 영상 카메라를 통해 획득한 영상을 바탕으로 이루어지며 이로부터 획득한 차선 정보와 차량 내 센서에서 측정된 차속, 조향각, 그리고 요레이트(yaw rate) 정보를 얻어 차선 내 차량 위치 정보(횡방향 오프셋, 상대 경로각) 그리고 곡률을 계산한다. 이렇게 연산된 결과를 이용해 조향시스템에 차선이탈방지시스템의 경우 차로 내로 복귀시키기 위한 명령조향각, 또는 차선유지시스템의 경우 차선을 유지시키기 위한 명령 조향각 신호를 전달한다. 안정적인 차선 유지 지원 시스템의 구현을 위해서는 정확한 차선 인식과 차선 정보를 이용한 차로 내 차량의 위치인 횡방향 오프셋, 차선 대비 차량의 상대 경로각, 그리고 도로의 곡률을 추정하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 효과적인 차선 인식이 되었다고 가정한 상태에서 개선된 차대도로간 트래킹 알고리즘을 제안한다.

대부분의 차대도로간 알고리즘은 측정식의 경우 차량과 도로간 기하학적 관계만을 이용한 칼만필터에 기반으로 하고 있으며 또한 추정하고자 하는 상태변수들을 위한 상태공간방정식의 시스템 모델을 랜덤위크로 가정하여 칼만필터를 구성하였다(Mineta et al., 2003; Nishida et al., 2006). 이러한 접근 방식의 경우 고속 및 동적 횡방향 주행 시 추정 성능의 저하가 발생하는 경향이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 차량의 횡방향 운동방정식을 고려하여 칼만필터의 빠른 수렴을 가능하게 하였으며 고속 주행 시에도 추정 성능을 담보할 수 있도록 하였다(Dickmanns et al., 1987). 하지만 일반적으로 측정하기 힘든 차량의 횡방향 속도를 측정 가능한 변수로 고려하여 시스템을 구성하였다. 더불어 도로 폭과 카메라 틸트 각을 상수로 취급하였는데, 이는 실제 도로 주행 시 다양한 주행도로에 따른 도로 폭 변화 및 가감속에 의한 차량 피치각(pitch angle)의 변화가 수시로 발생하게 되어 카메라 틸트각을 고정으로 가정하게 되면 전체적인 차대도로간 추정 성능의 저하가 발생한다. 일부 연구에서는 곡률 추출을 위한 곡률 모델 구성 시 곡률 변화율을 반영하지 않아 곡선 구간에서 곡률 추정 시 시간 지연이 발생하였다(Shin and Joo, 2010). 최근에는 횡방향 오프셋과 차선 이탈 속도, 이탈 가속도, 그리고 도로 폭을 상태변수로 하는 칼만필터를 구성하여 차선 내 자차의 위치를 추정하는 연구가 발표되었다. 그러나 시스템 구성이 랜덤위크 모델과 유사하고 실제 도로에서 수행하여 직접적인 비교는 어렵지만 시뮬레이션 결과에 큰 오차가 존재함을 알 수 있다.(McCall et al., 2006; Sivaraman et al., 2013).

따라서 본 논문에서는 고속 주행 시 추정 성능을 확보하기 위해 차량 횡방향 동역학을 고려해 칼만필터의

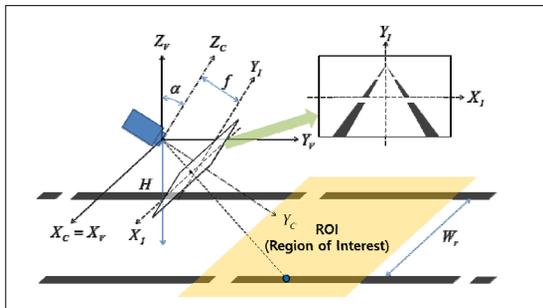
상태공간방정식의 시스템 모델을 구성하였고, 차량 위치 정보인 횡방향 오프셋과 차선 대비 상대경로각, 그리고 주행도로의 곡률 정보뿐만 아니라, 도로 폭과 카메라 틸트각을 포함한 상태변수를 추정하였다. 추가적으로 곡률 추정을 위한 곡률 모델의 경우 곡률 변화율까지 고려하여 천이 구간에서의 곡률 추정 성능의 향상 및 시간지연 개선을 꾀하였다.

## II. 시스템 모델링

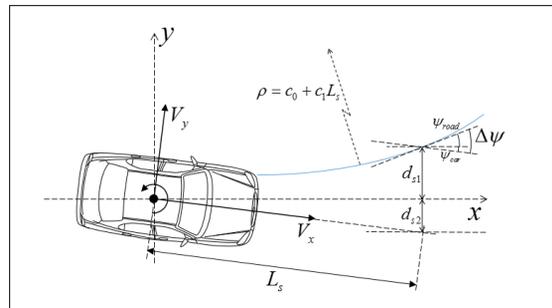
본 장에서는 횡방향 오프셋, 상대경로각, 곡률, 도로폭, 카메라 틸트각, 그리고 곡률을 추출하기 위해 사용된 차대도로간 운동기하학과 차량 횡방향 운동방정식을 기술한다.

### 1. 좌표계의 정의

영상센서 차선인지부에서 인식한 차선 추출점의 좌표는 이미지 좌표계 상의 좌표이다. 이 좌표를 칼만필터의 측정 모델식과 추정값 계산에 이용하기 위해서는 차량 고정 좌표계로의 좌표계 변환이 필요하다. 차량 고정 좌표계( $X_V - Y_V - Z_V$ )와 카메라 좌표계( $X_C - Y_C - Z_C$ ), 이미지 좌표계( $X_I - Y_I$ ) 간의 관계는 <Fig. 1>과 같다. 차량 고정 좌표계는 차량에 고정된 좌표계로  $X_V$ 는 차량의 오른쪽 횡방향,  $Y_V$ 는 차량의 종방향,  $Z_V$ 는 오른손 법칙에 의해 정의된 차량 상향 수직축 방향이다. 이미지 좌표계는 영상 획득 화면을 평면기준으로 정의된다. <Fig. 1>에서  $H$ 는 도로면부터 카메라 렌즈까지의 높이,  $W_r$ 은 도로폭, 그리고  $\alpha$ 는 카메라의 틸트각을 의미한다.



<Fig. 1> Definition of coordinates system



<Fig. 2> Geometric relation between vehicle and road

<Fig. 1>로부터 이미지 좌표계와 차량 고정 좌표계간의 관계식을 다음 식 (1)과 같이 유도할 수 있다(Shin and Joo, 2010).

$$s \begin{bmatrix} X_I \\ Y_I \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_u & S & u_0 & 0 \\ 0 & f_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_V \\ Y_V \\ Z_V \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

식 (1)에서  $f_u$ 와  $f_v$ 는 초점 거리(focal length)를  $u_0$ 와  $v_0$ 는 주점 좌표(principal point coordinates),  $S$ 는 비대칭 계수(skew coefficient)이며, 이 변수들은 카메라 내부 변수로서 카메라 캘리브레이션을 통해 얻을 수 있다. 이렇게 유도된 행렬 관계식 (1)을 이용하여 영상 센서부에서 인식한 차선 추출점 좌표( $X_f, Y_f$ )를 칼만필터 연산에 필요한 차량 고정 좌표( $X_V, Y_V, -H$ )로 변환할 수 있다.

### 2. 차대도로간 운동학 모델

차대도로간 운동학(Kinetics) 모델은 주행 차선과 차량과의 기하학적 관계를 바탕으로 차대도로간 트래킹 파라미터(횡방향 오프셋  $d_s$ , 상대경로각  $\Delta\psi$ , 곡률)와 차량의 횡방향 상태변수 즉, 요레이트( $\gamma$ )와 횡미끄러짐각( $\beta$ ) 간의 관계식이다. 도로 간의 기하학적 관계를 그림으로 나타내면 <Fig. 2>와 같다. <Fig. 2>에서  $\psi_{road}$ 는 도로의 경로각,  $\psi_{car}$ 는 현재 차량의 경로각,  $L_s$ 는 차량무게 중심에서 영상의 하단부까지의 거리,  $d_s (= d_{s1} + d_{s2})$ 는 횡방향 오프셋, 그리고  $\Delta\psi (= \psi_{car} - \psi_{road})$ 는 차선대비 상대경로각이다.

차량의 거동으로 인한 횡방향 오프셋과 상대경로각의 시간에 따른 변화를 나타낸 미분 방정식은 다음 식과 같다(Shin and Joo, 2010).

$$\dot{d}_s = V\Delta\psi + V\beta + L_s\gamma \tag{2}$$

$$\Delta\psi = \dot{\gamma} - Vc_0 \tag{3}$$

여기에서  $V$ 는 차량의 속도,  $c_0$ 는 도로의 곡률 초기값,  $\beta$ 는 횡미끄러짐각(side-slip angle),  $\gamma$ 는 요레이트(yaw rate)이다.

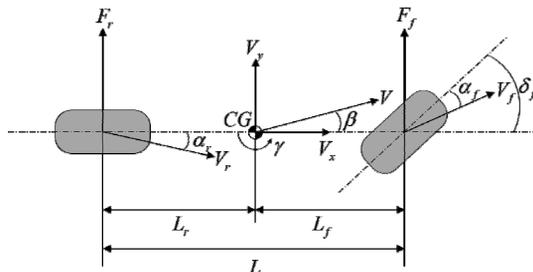
본 연구에서 도로의 곡률은 클로소이드 도로 모델(clothoid road model)에 기반함을 가정하였으며, 이 때의 곡률은 식 (4)와 같다(Parent et al., 2001).

$$\rho(x) = c_0 + c_1L_s \tag{4}$$

여기에서  $c_1$ 은 곡률 변화율이다.

### 3. 차량 모델

본 연구에서 적용된 횡방향 차량 모델은 이륜 자전거 모델(two wheel bicycle model)로 가정하였다.



<Fig. 3> 2-DOF bicycle model

고속 구간에서 차량 주행 시 타이어와 현가장치에서의 비선형적 특성이 크게 발생하지 않아 이러한 비선형 특성을 무시하면 <Fig. 3>과 같이 2-자유도 이륜 자전거 모델로 차량을 근사화할 수 있다(Rajesh, 2006).

<Fig. 3>에서  $\delta_f$ 는 전륜 조향각,  $L_f$ 와  $L_r$ 는 무게중심부터 전·후륜까지의 거리, 그리고  $\alpha_f$ 와  $\alpha_r$ 는 전·후륜 옆미끄러짐각을 각각 나타낸다. <Fig. 3>으로부터 이륜 자전거 모델 횡방향 운동방정식 얻을 수 있다 (Rajesh, 2006).

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} \beta \\ \gamma \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}}_B \delta_f \tag{5}$$

여기서

$$a_{11} = \frac{C_f + C_r}{mV}, \quad a_{12} = -1 + \frac{C_r L_r - C_f L_f}{mV^2}, \quad a_{21} = \frac{C_f L_f + C_r L_r}{I_z}, \quad a_{22} = -\frac{C_r L_r^2 + C_f L_f^2}{I_z V}, \quad b_1 = \frac{C_f}{mV}, \quad b_2 = \frac{C_f L_f}{I_z}.$$

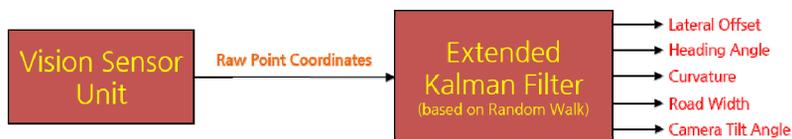
식 (5)에서  $C_f$ 와  $C_r$ 은 각각 전·후륜 타이어 선회 강성치(tire cornering stiffness)이며 전·후륜 타이어 횡방향 힘은 각각  $F_f = C_f \alpha_f$ ,  $F_r = C_r \alpha_r$ 로 계산된다. 즉 타이어 선회 강성치는 타이어 횡방향 힘 계산 시 비례상수를 의미한다.

### III. 차대도로간 트래킹 파라미터 추정 알고리즘

본 연구의 목적은 차대도로간 트래킹 파라미터(횡방향 오프셋, 상대경로각, 곡률, 곡률 변화율, 도로 폭, 카메라 틸트각)를 추정하는 칼만필터를 설계하는 것으로 본 장에서는 기존 방식인 랜덤 워크 기반의 칼만필터와 본 연구에서 새롭게 제안하는 차대도로간 트래킹 알고리즘에 대해 설명한다.

#### 1. 랜덤 워크 기반 차대도로간 트래킹 알고리즘

차대도로간 트래킹 파라미터를 추정하기 위해 기존에는 칼만필터의 시스템 방정식을 랜덤 워크로 모델링하였다(Mineta et al., 2003; Nishida et al., 2006). 이는 추정하고자 하는 파라미터의 변화가 작다는 가정을 기반으로 한다. 이러한 기존 알고리즘의 개략도는 <Fig. 4>와 같다.



<Fig. 4> System architecture (random walk model)

이 경우 랜덤 워크 기반 칼만필터의 입력으로는 차선인식 센서부에서 추출한 차선 추출점 좌표 정보만을 필요로 하며 이를 이용하여 확장형 칼만필터에서 차대도로간 트래킹 파라미터를 추정한다. 이때 출력하는 차대도로간 트래킹 파라미터는 횡방향 오프셋  $d_s$ 와 상대경로각  $\Delta\psi$ , 곡률  $\rho$ , 도로 폭  $W_r$ , 카메라 틸트각  $\alpha$ 이다.

1) 시스템 모델

랜덤 워크 기반 칼만필터의 시스템 모델은 다음 식 (6)과 같다.

$$\begin{bmatrix} d_{s_k} \\ \Delta\psi_k \\ \rho_k \\ W_{r_k} \\ \alpha_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10000 \\ 01000 \\ 00100 \\ 00010 \\ 00001 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_{s_{k-1}} \\ \Delta\psi_{k-1} \\ \rho_{k-1} \\ W_{r_{k-1}} \\ \alpha_{k-1} \end{bmatrix} + W_{k-1} \tag{6}$$

여기에서  $W_{k-1}$ 은 시스템의 잡음(noise)이다.

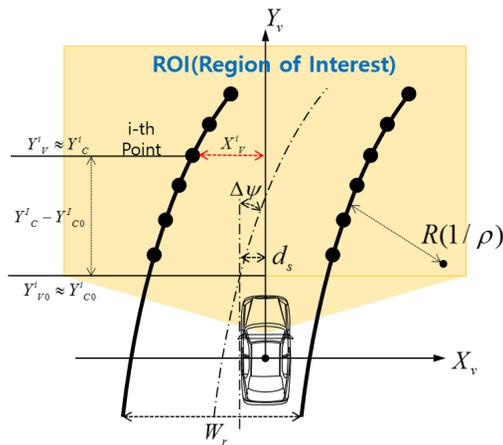
2) 측정 모델

차대도로간 트래킹 파라미터와 차선 추출점과의 관계는 <Fig. 5>와 같다. 도로와 차량 간의 기하학적 관계를 이용하면 차량 고정 좌표계 상의 차선 추출점의  $X_V$ 좌표인  $X_V$ 와 측정 모델  $h(X)$ 를 다음과 같이 유도할 수 있다(Parent et al., 2001).

$$X_V = x_{cam} + \frac{k}{2} W_r + d_s \Big|_{at Y_V = Y_{V0}} + \Delta\psi(Y_V - Y_{V0}) - \frac{1}{2}\rho(Y_V - Y_{V0})^2 \tag{7}$$

$$h(X) = \left\{ \frac{f\alpha - Y_I}{H} \right\} X_V \tag{8}$$

식 (7)에서  $x_{cam}$ 은 차량의 정중앙으로부터 카메라까지의 횡방향 거리를 의미하고,  $k$ 는 오른쪽 차선일 경우 1, 왼쪽 차선일 경우 -1의 값을 갖는다.  $Y_{V0}$ 는 이미지 좌표계 상의 최하단  $Y$  좌표를 차량 고정 좌표계로 좌표 변환한 값이다.



<Fig. 5> Vehicle to road tracking parameters and lane raw points

3) 확장 칼만필터

차대도로간 트래킹 파라미터를 추정하기 위해 사용한 확장 칼만필터의 알고리즘은 다음과 같다.

(i) 추정값과 오차 공분산 예측

$$\hat{X}_{k/k-1} = F_k \hat{X}_{k-1/k-1} + G_k u_k + w_k \tag{9}$$

$$P_{k/k-1} = F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q \tag{10}$$

(ii) 칼만 이득 계산

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R)^{-1} \tag{11}$$

(iii) 추정값 계산

$$\hat{X}_{k/k} = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (z_k - h(\hat{X}_{k/k-1})) \tag{12}$$

(iv) 오차 공분산 계산

$$P_{k/k} = P_{k/k-1} - K_k H_k P_{k/k-1} \tag{13}$$

상기 식에서 상태변수  $\hat{X}$ 는 차대도로간 트래킹 파라미터 추정값,  $P$ 는  $\hat{X}$ 의 오차 공분산,  $Q$ 는 시스템 잡음의 공분산, 그리고  $R$ 는 관측된 잡음의 분산을 뜻한다.

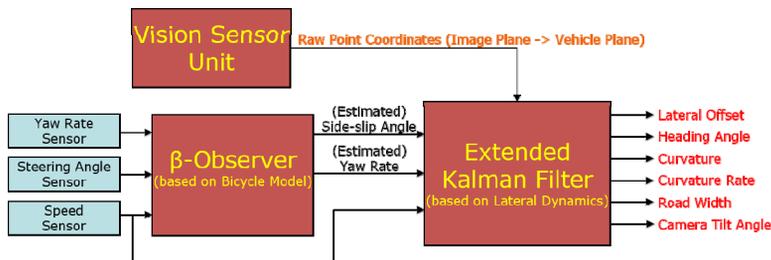
먼저 식 (11)에서 설계 행렬(Design Matrix)  $H$ 는 시스템의 상태변수  $\hat{X}$ , 즉 차대도로간 트래킹 파라미터에 대한 칼만필터의 측정 모델의 편미분을 취한 자코비안 행렬(Jacobian Matrix)이며 식 (14)와 같다.

$$H = \left[ \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{Y_I^{0,l}} \cdots \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{Y_I^{5,l}} \quad \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{Y_I^{0,r}} \cdots \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{Y_I^{5,r}} \right] \tag{14}$$

여기서  $Y_I^{i,r}$ 와  $Y_I^{i,l}$ 는 각각 오른쪽( $r$ ) 차선과 왼쪽( $l$ ) 차선의  $i$ -번째 추출점의 이미지 좌표상의  $Y$ 좌표를 의미하고 식 (12)의 추정값  $z_k$ 는 이미지 좌표계 상의 차선 추출점의  $x$  좌표이다.

## 2. 차량 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 트래킹 알고리즘

본 연구에서 제안하는 차대도로간 트래킹 파라미터를 추정하기 위한 알고리즘의 개략도는 다음 <Fig. 6>과 같다.



<Fig. 6> System architecture (lateral dynamics model)

차선인지 센서부와 칼만필터로 이루어져있던 랜덤 워크 기반 알고리즘과 달리 차량 센서부와 횡미끄러짐 각( $\beta$ )을 추정하는 관측기가 추가되었다. 차선인지 센서부에서 추출한 차선 추출점 좌표와 관측기에서 추정한 횡미끄러짐각과 요레이트, 차량 센서에서 측정한 차속 데이터를 입력으로 하는 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터를 설계한다. 이렇게 설계된 칼만필터는 차대도로간 트래킹 파라미터 즉, 횡방향

오프셋  $d_s$ 와 상대경로각  $\Delta\psi$ , 초기 곡률  $c_0$ , 곡률 변화율  $c_1$ , 도로 폭  $W_r$ , 그리고 카메라 틸트각  $\alpha$ 을 추정한다.

### 1) 시스템 모델

횡방향 운동방정식 기반 칼만필터의 시스템 모델식은 도로 모델링에서 유도한 식 (2)~(4)를 이용하면 다음 식 (15)와 같은 상태공간방정식으로 나타낼 수 있다. 이때 도로 폭과 카메라 틸트각의 경우 값의 급격한 변화가 없고 서서히 변한다는 가정 하에 랜덤워크로 모델링하였다.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{d}_s \\ \Delta\dot{\psi} \\ \dot{c}_0 \\ \dot{c}_1 \\ \dot{W}_r \\ \dot{\alpha} \end{bmatrix}}_X = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & V & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -V & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & V & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} d_s \\ \Delta\psi \\ c_0 \\ c_1 \\ W_r \\ \alpha \end{bmatrix}}_X + \underbrace{\begin{bmatrix} VL_s \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_B \underbrace{\begin{bmatrix} \beta \\ \gamma \\ u \end{bmatrix}}_u \quad (15)$$

식 (15)로부터 입력 변수로 요레이트( $\gamma$ )와 횡미끄러짐각( $\beta$ )이 필요한 것을 알 수 있다. 차량 센서로부터 측정할 수 있는 요레이트와 달리 횡미끄러짐각의 경우 추정을 해야 한다. 이 같은 이유로 횡미끄러짐각을 추정하는 관측기가 필요하다.

연속 영역의 시스템 모델식 식 (15)를 확장 칼만필터에 적용하기 위해 이산시간 영역에 대한 이산화가 필요하다. 식 (16)은 연속 시간 영역에서의 식 (15)를 이산화한 결과이다.

$$X_{k+1} = F_k X_k + G_k u_k \quad (16)$$

여기서 시스템행렬  $F_k$ , 입력행렬  $G_k$ 는 다음과 같다.

$$F_k = e^{AT} \cong I + AT + \frac{A^2}{2!} T^2 + \frac{A^3}{3!} T^3 + \dots, G_k \cong (IT + \frac{T^2}{2!} A + \frac{T^3}{3!} A^2 + \dots)B \quad (17)$$

### 2) 측정 모델

횡방향 운동방정식 기반 칼만필터의 측정 모델은 추정하는 차대도로간 트래킹 파라미터 중 곡률 모델의 수정과 칼만필터 연산 시 사용하는 좌표계의 변화로 다음 식 (18)과 같다.

$$h(X) = X_V = x_{cam} + \frac{k}{2} W_r + d_s |_{at Y_V = Y_{V0}} + \Delta\psi(Y_V - Y_{V0}) - \frac{1}{2} c_0 (Y_V - Y_{V0})^2 - \frac{1}{6} c_1 (Y_V - Y_{V0})^3 \quad (18)$$

### 3) 확장 칼만필터

본 논문에서 제안하는 칼만필터의 알고리즘은 식 (9)~(13)과 같다. 이전 알고리즘과 달리 식 (12)에서 측정값  $z_k$ 는 차량 고정 좌표계 상의 차선 추출점의  $x$  좌표이다. 따라서 식 (1)을 이용하여 이미지 좌표계 상의 추출점 좌표를 차량 고정 좌표계로의 좌표 변환이 필요하다.

### 4) 상태변수 추정기

앞에서 언급한 바와 같이 차량 센서를 통해 측정할 수 있는 요레이트에 비해 횡미끄러짐각의 경우 측정하

기 어렵기 때문에 추정하여야 한다. 상태변수 추정기를 설계하기 위해서는 기본적으로 차량의 주요 파라미터 값을 알아야 한다. 차량 파라미터 중 실측이 용이한 차량 중량을 제외하고 측정하기 어려운 타이어 선회강성치(tire cornering stiffness), 관성모멘트(Moment of inertia) 등과 같은 차량 파라미터의 경우 상용 프로그램인 MATLAB의 Parameter Estimation Toolbox를 이용해 파라미터 추정을 하였으며 본 연구에서 사용된 차량과 파라미터는 <Table 1>과 같다. 이를 통한 상태변수 추정기의 설계 방법 및 검증 결과는 본 연구의 이전 연구를 참조 바란다(Shin and Joo, 2010).

<Table 1> Parameters of the experimental vehicle

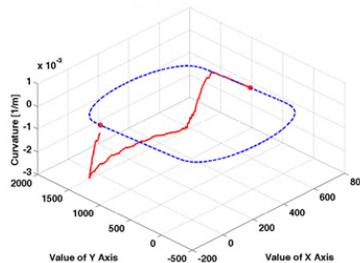
Symbol	Description	Value [unit]
$m$	Vehicle Mass	1,720 [kg]
$I_z$	Yaw Moment of Inertia	5,658 [kg · m <sup>2</sup> ]
$L_f$	The Distance between Center of Mass to Front Axle	1.105 [m]
$L_r$	The Distance between Center of Mass to Rear Axle	1.74 [m]
$C_f$	Front Tire Cornering Stiffness	45,837 [N/rad]
$C_r$	Rear Tire Cornering Stiffness	37,242 [N/rad]

#### IV. 실험 결과

본 장에서는 III장에서 제안한 차대도로간 트래킹 파라미터 추정 알고리즘의 신뢰성 및 성능을 검증하기 위해, 시험 주행장의 실시간 주행 데이터를 취득하여 차량용 제어기인 dSPACE사의 AutoBox에 제안한 차대도로간 트래킹 알고리즘을 탑재 후 후처리로 시뮬레이션을 수행하였다. 이때 취득하는 실시간 주행 데이터로는 차선인지 센서부에서 추출한 차선 좌표정보, 차량 센서로부터 얻은 주행정보(차속, 조향각, 요레이트), 그리고 DGPS-RTK 장비를 이용해 취득한 차량 위치 정보가 있다. 특히 DGPS-RTK 장비로 취득한 위치 정보는 차대도로간 트래킹 파라미터의 검증을 위한 기준 센서값으로 사용된다.

##### 1. 주행 환경

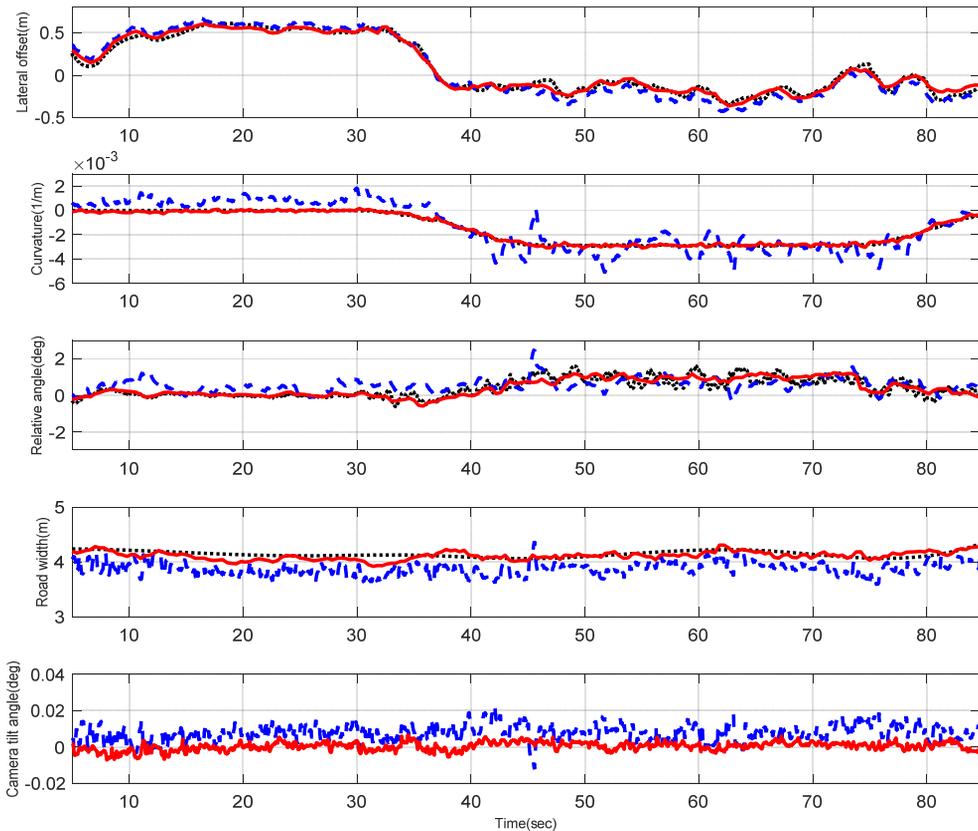
주행 시험로는 총 5040m의 타원형(일반 육상트랙과 유사)으로 직선(967m)-완화구간(411m)-곡선(731m)-완화구간(411m)-선(967m)-완화구간(411m)-곡선(731m)-완화구간(411m)으로 이루어져있다. 주행 시험로 곡선구간의 반경은 360m이고 도로 폭은 4m이다. 시험 주행에서 차량은 실제 주행과 유사한 60~100km/h의 속도로 직선과 곡선 구간을 주행하였다. <Fig. 7>에서 점선은 주행트랙의 궤적이며 실선은 주행트랙의 곡률값을 나타낸다.



<Fig. 7> Driving trajectory & road curvature

## 2. 결과 분석

주행 시 로깅한 실시간 DGPS-RTK 데이터로부터 횡방향 오프셋과 상대경로각, 곡률을 계산하여, 이를 기준 데이터(reference data)로 설정하였으며 랜덤워크 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터와 제안한 차량 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터를 AutoBox에 탑재하여 후처리 시뮬레이션을 수행하였다. <Fig. 8>은 랜덤워크 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터와 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 칼만필터에서 추정된 차대도로간 트래킹 파라미터를 기준 데이터와 비교한 결과이다.



<Fig. 8> Comparisons of the road parameters (dotted: Reference data, dash: Random walk, Solid: Lateral dynamics based Kalman filter)

<Fig. 8>을 살펴보면 기준 데이터(점선)와 비교하면 차대도로간 트래킹 파라미터의 추정 성능은 랜덤워크 기반 알고리즘 대비 횡방향 동역학 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터가 우수함을 확인할 수 있다. 횡방향 오프셋의 경우 직선 구간에서는 유사한 성능을 보이지만 곡선 구간에서 정확도의 차이를 보인다. 횡방향 운동방정식 기반 알고리즘의 경우 차대 도로간 운동기하학을 반영하여 곡선 구간에서의 정확도가 향상됨을 확인할 수 있다. 곡률의 경우 곡률 모델을 단순히 랜덤워크로 모델링한 경우 직선 구간에서의 다소간의 바이어스가 보이며 곡선 구간에서 출렁거림이 있는데 반해 곡률변화율을 반영한 클로소이드 모델을 적용한 차량 횡방향 운동방정식 기반 알고리즘의 경우 전 구간에서 곡률 정확도가 매우 높았으며 시간지연도 개선됐음을 확인할 수 있다. 상대경로각의 경우 직선 구간에서의 정확도는 상당히 개선되었으며 곡선 구간에서도 랜덤

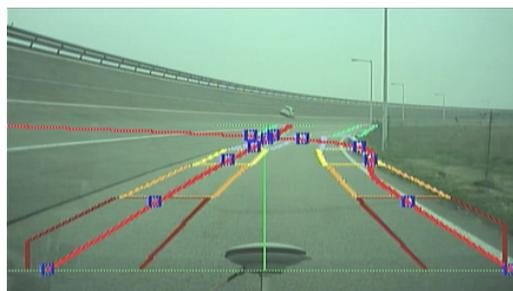
워크 기반 대비 기준 데이터에 근접한 결과를 보였다. 또한 도로 폭의 경우도 제안한 알고리즘을 적용 시 정확도가 향상되었음을 확인 할 수 있다. 카메라 틸트각의 경우 초기 세팅은 0°로 장착하였으며 차량의 가속도에 따른 틸트각 변화(의미적으로는 차량 피치각 변화)가 있음을 확인 할 수 있다. 랜덤워크의 경우 다소 간의 바이어스가 존재하며 틸트각 변화 폭이 횡방향 운동방정식 기반 대비 크게 나타났다. 차량의 피치각을 정확하게 측정하기는 어렵지만 그 외 차대도로간 트래킹 파라미터의 정확도를 바탕으로 간접적으로 판단하면 합리적인 범위에서 잘 추정되고 있다고 추론할 수 있다. 좀 더 정확한 추정을 위해서는 차량의 종방향 가속도에 따른 차량의 수직 방향 운동 모델을 추가로 고려하는 것이 필요하지만 실제 차량에 탑재 적용되기 위해서는 전자제어장치의 계산용량 한계를 고려해야 하는 측면과 추정하고자 하는 주요 차대도로간 트래킹 파라미터인 횡방향 오프셋, 상대경로각, 그리고 곡률의 정확도가 차선유지지원시스템의 횡방향 제어기 설계 시 요구되는 차대도로간 트래킹 파라미터의 정확도(Shin and Joo, 2010에서 제시)를 만족하기 때문에 현재 수준의 모델링으로 충분하다고 판단된다.

이를 수치적으로 확인하기 위해 <Table 2>에 DGPS-RTK 기준 데이터와 랜덤워크 기반 차대도로간 트래킹 알고리즘을 통한 추정값과의 RMS 오차, 그리고 차량 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 트래킹 알고리즘 칼만필터 추정값과의 RMS 오차를 각각 계산하여 비교하였다. 제안한 알고리즘의 적용으로 차대도로간 트래킹 파라미터의 정확도가 그렇지 않은 경우 대비 횡방향 오프셋의 경우 51%, 곡률의 경우 86%, 상대경로각의 경우 52%, 그리고 도로폭의 경우 74% 향상되었음을 확인 할 수 있다.

<Table 2> Comparison of the RMS error between reference data and estimated data

Algorithm	$d_s$ [m]	$\rho$ [1/m]	$\Delta\psi$ [deg]	$W_r$ [m]
Random Walk Model	0.075	8.1e-04	0.5	0.286
Lateral Dynamics Model	0.037	1.11e-04	0.24	0.074

랜덤워크 기반의 칼만필터의 경우 차선인식 센서부에서 처리한 차선 추출점 정보만을 이용해 차대도로간 트래킹 파라미터를 추정하기 때문에 차선 추출점 정보의 정확도에 민감하다. 효과적인 차선 인식이 되었다고 가정하였지만, 사실 주행 중 모든 차선을 정확하게 인식하기는 불가능하다. <Fig. 8>에서 주행 시작 후 약 45초에서의 차선 오인식(<Fig. 9>는 차선 오인식 예를 보여주는 45초 부근에서의 차선인식 영상을 보여주고 있음)으로 인해, 랜덤워크 기반의 칼만필터의 차대도로간 트래킹 파라미터의 경우 큰 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 이에 반해 횡방향 운동방정식 기반의 차대도로간 트래킹 칼만필터의 경우에는 기존과 마찬가지로 차선 추출점 정보를 이용하지만 차량의 횡방향 거동(yawing)을 고려한 시스템 설계로 차선 오인식에 강건한 결과를 도출함을 확인할 수 있다.



<Fig. 9> Example of the mis-recognized lane

## V. 결 론

본 논문에서는 차선유지지원시스템의 조향 제어기에 입력 파라미터로 사용될 차대도로간 트래킹 파라미터를 추출하기 위한 개선된 알고리즘을 제안하였다. 기존 랜덤워크 기반의 차대도로간 트래킹 칼만필터 대비 상태공간방정식에 차대 도로간 운동학을 반영하였으며 곡률 모델링의 경우 곡률 변화율을 고려한 클로소이드 모델을 적용하였다. 또한 차량의 요레이트, 속도, 그리고 추정된 횡미끄러짐각을 반영하였다. 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 주행 시험장에서 주행 데이터를 취득하여 기존 랜덤워크 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터의 추정값과 차량 횡방향 운동방정식 기반 차대도로간 트래킹 칼만필터의 추정값을 DGPS-RTK 데이터와 각각 비교하여 제안한 알고리즘의 적용 시 차대도로간 트래킹 파라미터의 정확성 및 차선 오인식에 대한 강건성이 향상됨을 확인할 수 있었다.

## ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 한국연구재단 기본연구지원사업(NRF-2015R1D1A1A01059223) 지원 및 한국기술교육대학교 2015년도 교육연구진흥비 지원으로 수행하였습니다.

## REFERENCES

- Dickmanns, Ernst Dieter, and Alfred Zapp.(1987), "A curvature-based scheme for improving road vehicle guidance by computer vision," *Cambridge Symposium on Intelligent Robotics Systems*, International Society for Optics and Photonics.
- McCall Joel C. and Mohan M. Trivedi.(2006), "Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation," *IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp.20-37.
- Mineta, Kenichi, Kiyozumi Unoura, and Tetsuo Ikeda.(2003), "Development of a lane mark recognition system for a lane keeping assist system," *SAE Technical Paper*, No. 2003-01-0281.
- Nishida, Makoto, Seiji Kawakami, and Akihiro Watanabe.(2006), "Development of lane recognition algorithm for steering assistance system," *SAE Technical Paper*, No. 2005-01-1606.
- Parent, Michel, Ljubo Vlacic, and Fumio Harashima.(2001), *Intelligent Vehicle Technologies*, Butterworth-Heinemann, pp.132-141.
- Rajesh Rajamani.(2006), *Vehicle Dynamics and Control*, Springer, pp.14-48.
- Shin D. H. and Joo B. H.(2010), "Design of a vision-based autonomous path-tracking control system and experimental validation," *Proc. IMechE, Part D: Journal of Automobile Engineering*, Vol. 224, pp.849-864.
- Sivaraman, Sayanan, and Mohan Manubhai Trivedi.(2013), "Integrated lane and vehicle detection, localization, and tracking: A synergistic approach," *IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp.906-917.