

확장 칼만 필터를 이용한 대상 상태 추정 기반 자율주행 대차의 모델 예측 추종 제어 알고리즘

A Model Predictive Tracking Control Algorithm of Autonomous Truck Based on Object State Estimation Using Extended Kalman Filter

송태준¹ · 이해원¹ · 오광석^{1,2*}

Taejun Song, Hyewon Lee, and Kwangseok Oh

Received: 20 Feb. 2019, Revised: 18 Apr. 2019, Accepted: 08 May 2019

Key Words : Extended Kalman Filter(확장 칼만 필터), Model Predictive Control(모델 예측 제어), Autonomous Truck(자율주행 대차), Tracking Control(추종 제어), 1-layer Laser Scanner(단층 레이저 스캐너)

Abstract: This study presented a model predictive tracking control algorithm of autonomous truck based on object state estimation using extended Kalman filter. To design the model, the 1-layer laser scanner was used to estimate position and velocity of the object using extended Kalman filter. Based on these estimations, the desired linear path for object tracking was computed. The lateral and yaw angle errors were computed using the computed linear path and relative positions of the truck. The computed errors were used in the model predictive control algorithm to compute the optimal steering angle for object tracking. The performance evaluation was conducted on Matlab/Simulink environments using planar truck model and actual point data obtained from laser scanner. The evaluation results showed that the tracking control algorithm developed in this study can track the object reasonably based on the model predictive control algorithm based on the estimated states.

기호 설명

$p_{x,h}$: x position of object
 $p_{y,h}$: y position of object
 $v_{x,h}$: x velocity of object
 $v_{y,h}$: y velocity of object

e_1 : Lateral error
 e_2 : Yaw angle error
 F_{yf} : Lateral force of front wheel
 F_{ym} : Lateral force of driving wheel
 F_{yr} : Lateral force of rear wheel
 l_f : Distance between front and driving wheel
 l_m : Distance between driving wheel and mass center
 l_r : Distance between mass center and rear wheel
 C_f : Cornering stiffness of front wheel
 C_m : Cornering stiffness of driving wheel
 C_r : Cornering stiffness of rear wheel
 m : Mass of truck
 v : Velocity of truck
 ψ : Yaw angle of truck
 ψ_h : Yaw angle of object

* Corresponding author: oks@hknu.ac.kr

1 Department of Mechanical Engineering, Hankyong National University, 327 Jungang-ro, Anseong-si, Gyeonggi-do 17579, Korea

2 Institute of Machine Convergence Technology, Hankyong National University, 327 Jungang-ro, Anseong-si, Gyeonggi-do 17579, Korea

Copyright © 2019, 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.

- I_z : Rotational inertia of truck (z-axis)
- I_{wz} : Rotational inertia of driving module (z-axis)
- b : Damping coefficient of front wheel (z-axis)

1. 서 론

무거운 짐을 운반하는데 사용되는 대차는 공장, 물류 창고 등 산업 현장에서 필수적으로 사용되고 있다. 대차의 필요성이 점점 증가됨에 따라 전동 대차 및 선을 따라 다니는 라인 트레이서 등과 같이 목적에 맞게 다양한 형태로 개발되고 있다. 최근 고성능의 다양한 센서 및 구동기 개발로 자율주행 시스템의 상용화 및 개발이 활발히 이루어지고 있고, 이를 기반으로 국내외의 우수 기관들에서 공장 자동화 및 스마트 물류 시스템 구축을 위한 연구 개발이 활발하게 이루어지고 있다.

Gao는 자율주행 자동차의 대상 물체 구분을 위해 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network) 기반 영상 정보와 라이다의 포인트 데이터를 융합함으로써 구분 알고리즘을 설계하였다.¹⁾ Ji 는 차량의 장애물 회피를 위해 도로와 장애물로부터 잠재적 위험도를 판단하고, 다중 제약조건 기반 모델 예측 제어 알고리즘을 제안하였다.²⁾ Jung은 laser range finder 기반 계속되는 사람과 나무 등 사물들의 특징을 확률적으로 분석하고, 이를 기반으로 사람을 인지하는 알고리즘을 개발하였다.³⁾ Falcone은 조향, 브레이크 등 융합된 차량 동역학 모델 기반 모델 예측 제어 알고리즘을 개발하였다.⁴⁾ 또한 Ahn은 휴머노이드 로봇의 최적 걸음 궤적을 위한 시간 지연 제어 알고리즘을 개발하였고, Ha는 electro - hydrostatic rotary actuator의 궤적 제어를 위한 슬라이딩 모드 기반 적응형 PID 제어기를 개발하였다.^{5,6)} Park은 레이저 스캐너를 이용하여 칼만 필터 기반 작업자의 거동을 예측하여 건설장비의 안전 시스템을 위한 작업 영역을 추정하였다.⁷⁾

기존 연구들을 살펴보면 레이저 스캐너를 이용하여 대상을 인지하고, 이를 기반으로 작업 및 주행 위험도를 평가하거나 대상 자체를 구분하기 위한 알고리즘 개발이 진행된 것을 확인할 수 있다. 그리고 자율주행 인지 알고리즘 고도화를 위해 인공 신경망 기반 다양한 머신러닝 기법들이 적용되고 있다. 또한 모델 예측 제어(Model predictive control, MPC) 알고리즘을 이용하여 제어 대상의 물리적 제

약 조건이 반영된 최적 제어 입력을 도출하는 연구 또한 진행되고 있음을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 공장 자동화 및 스마트 물류 시스템 고도화를 위한 자율주행 대차의 대상 추종 제어 알고리즘을 제안한다. 무거운 물체를 이동시키기 위한 전동 대차 및 좌표계 기반 이동 시스템이 있지만 운용자의 직접 조작 및 좌표계 필요 등의 한계점이 존재한다. 그러므로 본 연구에서는 단층 레이저 스캐너를 이용한 상대좌표계 기반 대상 추종 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 대상의 탐지 및 상태 추정 그리고 요구 경로를 생성하고, MPC 기반 요구 경로를 추종하는 제어 입력 도출을 목표로 한다. 이를 위해 알고리즘은 인지, 판단, 제어 3 단계로 구분되며 각 단계에서는 다음과 같은 데이터 처리 과정이 수행된다. 인지 단계에서는 좌표변환, 축소, 그리고 군집화 과정을 통해 대상의 대표점을 도출한다. 도출된 대표점을 이용하여 확장 칼만 필터(Extended Kalman filter, EKF) 기반 대상의 속도를 추정하였다. 판단 단계에서는 추정된 속도 및 위치 정보를 이용하여 요구 경로를 생성하며, 요구 경로와 대차의 위치 기반 오차를 계산하였다. 계산된 오차와 도출된 대차 오차 동역학 모델을 이용하여 제어 단계에서 MPC 기반 추종을 위한 최적 조향 입력 도출한다. 본 연구에서 제안하는 대상 인지 알고리즘의 성능 평가를 위해 SICK 사의 LMS111-10100 단층 레이저 스캐너를 이용한 실 데이터 계측 및 데이터 처리를 수행하였다. 합리적 추종 제어 성능평가를 위해 Matlab/Simulink 환경에서 구성된 트럭의 수학적 모델 및 MPC 알고리즘과 계측된 실 데이터를 이용하였다. 성능평가 결과 레이저 스캐너를 이용한 상대좌표계 내에서 대상을 인지하고, 구성된 제어 알고리즘 기반 자율주행 대차가 대상을 합리적으로 추종하는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되었다.

2 장에서는 제안된 알고리즘을 인지, 판단, 제어 단계로 구분하여 기술하고, 3 장에서는 실 데이터 기반 성능평가 결과에 대해 설명한다. 마지막 4 장에서는 논문의 결론 및 향후 계획을 기술하였다.

2. 대상 상태 추정 및 추종 제어 알고리즘

Fig. 1은 제안하는 대상 추종 제어 알고리즘의 모

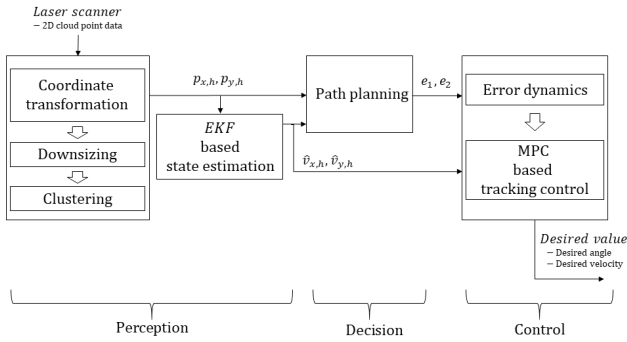


Fig. 1 Model schematics for tracking control

델 개략도를 보여준다. 2.1 절에서는 인지 알고리즘에 대해 기술하고, 추종 대상의 상태추정을 위한 전처리 과정 및 EKF 기반 상태 추정 알고리즘을 기술한다. 2.2 절에서는 대상의 추정된 속도 및 위치 기반 요구 경로 도출에 대해 설명하고, 2.3절에서는 대차의 오차 동역학 도출 및 MPC 기반 추종 제어 알고리즘에 대해 기술한다.

2.1 인지 알고리즘(Perception algorithm)

대차가 움직이는 대상을 추종하기 위해서는 대상의 위치 및 방향 정보가 필요하며, 이를 위해 레이저 스캐너를 이용하여 대상의 위치 및 속도를 도출하였다. 레이저 스캐너는 각 분해능에 따라 빛을 발사하고 장애물로부터 돌아오는 시간을 기반으로 거리와 각도 정보를 계산한다. 제어를 위해 거리와 각도 정보는 직교 좌표로 변환되었다. 레이저 스캐너의 i 번째 각도 θ_i 에 대한 거리 r_i 은 아래 수식과 같이 직교 좌표(x_i, y_i)로 계산될 수 있다.

$$x_i = r_i \cos \theta_i \quad (1)$$

$$y_i = r_i \sin \theta_i \quad (2)$$

계측된 데이터들은 레이저 스캐너의 분해능에 따라 2D cloud point의 개수가 달라지며, 연산 효율성 향상을 위해 point의 x, y 위치 값을 반올림하고 중복되는 데이터를 제거함으로써 데이터를 축소하였다. 축소된 데이터들은 Euclidean Minimum Spanning Tree(EMST) 기법 기반 데이터들을 군집화하여 대상의 대표점을 도출하였다. 필요한 데이터만 남기는 축소(down sizing)와 대상 대표점(clustering) 도출 알고리즘의 개념은 아래 Fig. 2에서 보여준다.

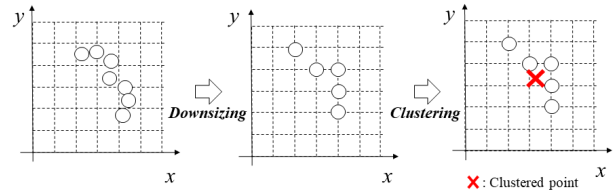


Fig. 2 Concepts of downsizing and clustering

Clustering 알고리즘은 정의된 거리 내 서로 인접한 점들을 묶어서 x, y 축에 대한 각각의 대표점을 도출하는 알고리즘이다. 도출된 대표점을 이용하여 EKF 기반 속도 정보를 추정하였으며, EKF 구성을 위해 정의된 상태 및 입력 벡터는 아래와 같다.

$$x = [p_{x,h} \ p_{y,h} \ v_{x,h} \ v_{y,h}]^T \quad (3)$$

$$u = [v \ \dot{\psi}]^T \quad (4)$$

Oh는 작업 위험도 평가를 위해 레이저 스캐너를 이용한 EKF 기반 상태 추정 및 예측 알고리즘을 개발하였다.⁸⁾ 본 논문 또한 Oh가 제시한 상태 추정 기법을 적용하여 움직이는 대상의 속도를 추정하였다.

본 논문에서는 성능평가를 위한 실험에서 레이저 스캐너를 고정한 상태로 대상을 계측했기 때문에, 수식 (4)의 입력값인 대차의 속도 및 요 각속도는 0으로 적용하였다. EKF 기반 추정된 대상의 속도는 경로 생성 및 추종을 위한 오차 계산에 이용된다.

2.2 상태 추정 기반 경로 계획

대차가 추종하고자 하는 대상의 위치 정보는 clustering 알고리즘을 이용하여 얻을 수 있으며, 대상의 속도 정보는 EKF 기반 추정이 가능하다. 대차의 추종 경로를 계산하기 위해서 대상의 위치와 추정된 속도를 이용하여 선형일차방정식이 도출되며, 이는 대차가 수렴해야할 요구 경로를 의미한다. 선형일차방정식은 다음과 같이 계산된다.

$$y_{path} = a_l x_{path} + b_l \quad (5)$$

$$a_l = \frac{\hat{v}_{y,h}}{\hat{v}_{x,h}}, \quad b_l = p_{y,h} - \frac{\hat{v}_{y,h}}{\hat{v}_{x,h}} p_{x,h}$$

위 수식의 $\hat{v}_{x,h}$ 와 $\hat{v}_{y,h}$ 는 추정된 대상의 x, y 속도 벡터이다. Fig. 3은 수식 (5)와 대차의 현재 위치 기반 도출된 오차를 보여준다.

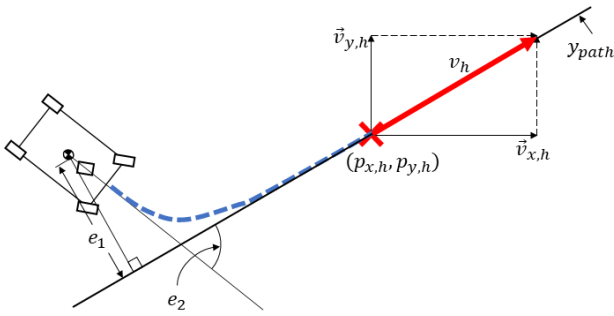


Fig. 3 Desired path and defined two errors: lateral and yaw angle errors

Fig. 3에서 빨간 선은 대상의 추정된 속도 벡터이며, 검은 선은 수식 (5)로부터 도출된 요구 경로이다. 대상 추종을 위해 정의된 횡방향 오차(e_1) 및 요 각도 오차(e_2)는 아래와 같이 정의되었다.

$$e_1 = \frac{a_l x_{path} - y_{path} + b_l}{\sqrt{a_l^2 + b_l^2}} \quad (6)$$

$$e_2 = \psi_h - \psi \quad (7)$$

파란 점선은 대차의 예상 경로이며, 대차와 요구 경로의 횡방향과 수직 거리인 e_1 , 상대 요 각도인 e_2 를 기반으로 오차 동역학을 구성한다.

2.3 모델 예견 추종 제어 알고리즘

2.3.1 오차 동역학 모델

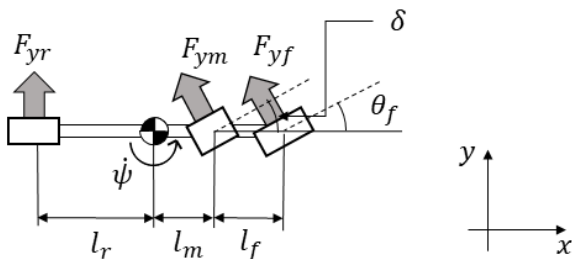


Fig. 4 Bicycle model for the truck

대차의 수학적 모델은 Fig. 4와 같이 구동기 모델이 포함된 2자유도 자전거 모델을 기반으로 구성하였다. Fig. 4에서 대차의 $\dot{\psi}$ 는 요 각속도이며, δ 와 θ_f 는 각각 구동기의 조향각도와 앞바퀴의 각도를 의미한다. 따라서 구성된 차량 횡방향 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$m(\dot{v}_y + v_x \dot{\psi}) = F_{yf} + F_{ym} + F_{yr} \quad (8)$$

$$I_z \ddot{\psi} = l_f F_{yf} + l_m F_{ym} - l_r F_{yr} \quad (9)$$

위 수식으로부터 도출된 대차의 상태공간방정식은 아래 수식과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{y} \\ \ddot{y} \\ \dot{\psi} \\ \ddot{\psi} \\ \dot{\theta}_f \\ \ddot{\theta}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & A_{22} & 0 & A_{24} & A_{25} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & A_{42} & 0 & A_{44} & A_{45} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & A_{62} & 0 & A_{64} & A_{65} & A_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ \dot{y} \\ \psi \\ \dot{\psi} \\ \theta_f \\ \dot{\theta}_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{C_f}{m} \\ 0 \\ \frac{l_m C_m}{I_z} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \delta \quad (10)$$

2.2절에서 정의된 오차 e_1 과 e_2 그리고 수식 (10)을 이용하여 오차 동역학 모델을 도출할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \ddot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \\ \ddot{e}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ \dot{e}_1 \\ e_2 \\ \dot{e}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ B_2 \\ 0 \\ B_4 \end{bmatrix} \delta + \begin{bmatrix} 0 \\ F_2 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\psi}_{des} \\ \ddot{\psi}_{des} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\dot{e} = A_e e + B_e \delta \quad (12)$$

수식 (10)과 수식 (11)에서의 각 행렬의 원소들은 Appendix에서 설명한다. 수식 (11)에서 $\dot{\psi}_{des}$ 와 $\ddot{\psi}_{des}$ 는 요구 각속도 및 요구 각가속도를 의미하며, 선형 요구 경로 기반 ψ_{des} 는 상수 값으로써 요구 각속도 및 각가속도는 0으로 적용하였다. 따라서 오차 동역학 모델은 수식 (12)와 같이 도출되었다.

2.3.2 모델 예견 제어 알고리즘

대차의 최적 조향 제어 알고리즘은 MPC 기반으로 설계되었다. MPC는 현재 상태에서부터 N-step까지 예측하여 예측된 상태로 최적의 목적함수를 만족하는 입력을 찾는 제어 기법으로, 수식 (12)의 오차 동역학 모델 기반 제어 알고리즘을 구성하였다. 현재 상태 k로부터 다음 상태 k+1을 예측하기 위해 아래와 같은 이산화 된 수식을 이용하였다.

$$e(k+1) = A_d e(k) + B_d \delta(k) \quad (13)$$

$$A_d = (A_e \Delta t + I), B_d = B_e \Delta t \quad (14)$$

Δt 는 이산 시간이며, t초 후 상태를 예측하기 위한 변수로써 정의된다.

$$y_p = C[e_1 \dot{e}_1 e_2 \dot{e}_2]^T, C = \text{diag}([a, b, c, d], 0) \quad (15)$$

y_p 는 e 에 대한 출력을 의미하고, C 는 관측 행렬이다. 최적 조향입력을 도출하기 위한 목적함수 J 는 아래와 같다.

$$J = Y^T Y + r U^T D^T D U \quad (16)$$

여기서, Y , D , r , U 은 각각 predictive output, difference matrix, weighting factor, future control input 이다. Predictive output Y 는 수식 (14)의 A_d , B_d 를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$Y = Ge + HU + F\delta(k) \quad (17)$$

G , H , U , F 는 오차 동역학 기반 예측된 결과 값으로 다음과 같은 행렬식으로 표현된다.

$$G = [CA_d CA_d^2 \dots CA_d^N]^T$$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB_d & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA_d^{N-2} B_d & CA_d^{N-2} B_d & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

$$U = [\delta(k+1), \delta(k+2) \dots \delta(k+N)]^T$$

$$F = [CB_d CA_d B_d \dots CA_d^{N-1} B_d]^T$$

목적함수에서 상수값을 제거하고 도출된 Y 값을 적용하면 아래와 같이 이차식의 형태로 표현된다.

$$J = \frac{1}{2} U^T K U + f_p^T U \quad (18)$$

여기서 K 와 f_p 는 아래와 같이 정의된다.

$$K = r D^T D + H^T H \quad (19)$$

$$f_p = H^T (Ge + F\delta(k)) \quad (20)$$

목적함수의 최적해를 만족시키는 예견입력 U 의 값들 중 다음 step에서의 최적 입력값을 의미하는 첫 번째 값을 최적 입력값으로 사용하였다. 최적해 계산 시 조향 각도의 제한각을 구속 조건으로 적용하여 합리적인 조향 각도를 도출하였다.

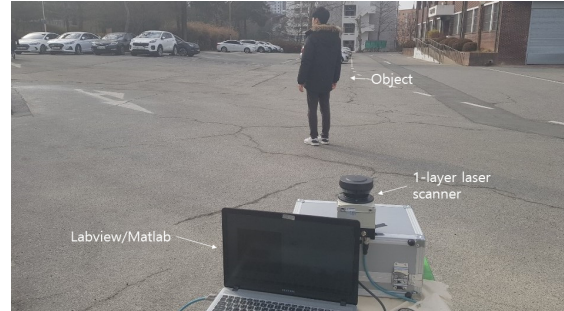
3. 실 데이터 기반 성능평가

제안하는 추종 제어 알고리즘의 합리적 성능평가를 위해 SICK사에서 제조한 LMS 111-10100 레이저 스캐너를 이용하여 Labview/Matlab 기반 추종 대상의 point data를 획득하였고, 가상의 트럭 모델을 이용한 시뮬레이션 성능 평가에 사용하였다. Fig. 5는 사용된 레이저 스캐너와 대상의 실 데이터 계측을 위해 구성된 실험 환경을 보여준다.



Specification	Value
Size	152 x 102 x 106 mm
Weight	1.1kg
Rated voltage	DC 24 V
Detection range	0.5-20 m
Field of view	270°
Angle resolution	0.25°
Range accuracy	±30 mm

(a) The used laser scanner: LMS 111-10100(SICK)



(b) Experimental environment for laser scanner
Fig. 5 Experimental setup for data acquisition

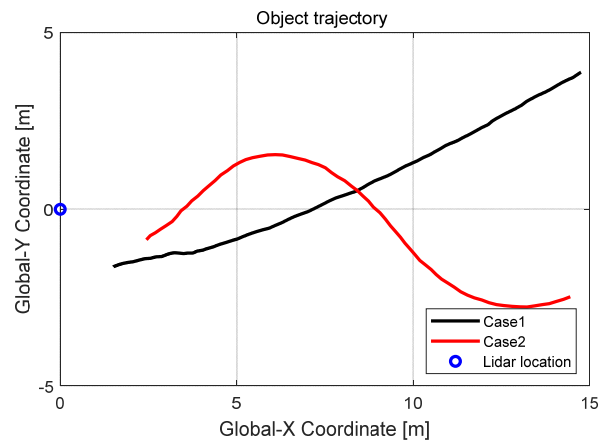
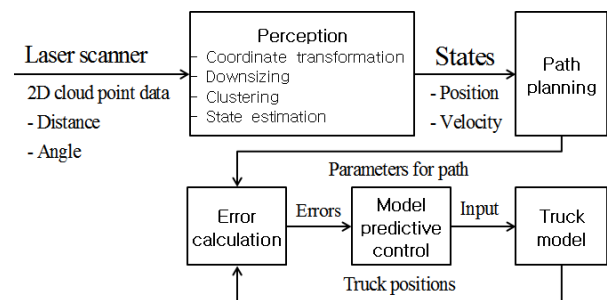
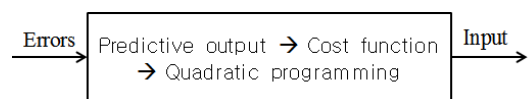


Fig. 6 Object trajectories of case-1 and case-2



(a) Overall model schematics



(b) Model schematics for MPC

Fig. 7 Model schematics for evaluation

레이저 스캐너를 이용해 계측된 대상의 실 데이터는 추종 제어 알고리즘의 성능평가를 위해 사용되었으며, Fig. 7은 대상 추종 알고리즘의 성능평가를 위해 구성된 모델 개략도를 나타낸다.

추종 제어 알고리즘은 두 가지 경우로 움직이는 대상을 계측한 뒤 Matlab/Simulink 기반 경로 생성 및 MPC제어 결과를 평가하였다. 경로는 직진과 sine 함수 형태로 걷는 대상을 계측하였고, 각 경우의 경로는 Fig. 6과 같다. Table 1은 성능평가에 사용된 시뮬레이션 대차의 제원 및 MPC 알고리즘 적용을 위해 정의된 변수들을 보여준다.

Table 1 Truck specification and parameter for MPC

Parameter	Case-1	Case-2
C_f	6,000 N/rad	
C_m	9,000 N/rad	
C_r	15,000 N/rad	
m	290 kg	
I_z	300 m ³	
I_{wz}	3 m ³	
b	5 N-s/m	
l_f	0.7 m	
l_m	0.4 m	
l_r	0.7 m	
Prediction step	20	
Weighting matrix	$\begin{bmatrix} 50 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
Update time	0.1 sec	
Initial position(x, y)	(0, -2)	
Longitudinal velocity	0.9m/s	1.1m/s

- Case-1 : Straight desired path

Case-1은 직선으로 움직이는 대상을 추종하는 경우이다. 레이저 스캐너에서 계측한 대상의 인지 알고리즘 결과는 Fig. 8과 같다. Fig. 8은 11.5sec일 때, 계측된 데이터와 clustered point 그리고 추정된 속도 기반 도출된 요구 경로를 보여준다.

Fig. 9는 case-1의 대상의 경로를 추종하는 대차의 이동 경로를 보여주며, 초기 위치 (0, -2)에서 대상이 움직인 경로를 따라 추종하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 10의 위 그래프는 시간에 따른 e_1 을 보여주며, 아래는 e_2 를 보여준다. Fig. 11은 대차의 요 각도 및 변화율 값을 보여주며, Fig. 12는 MPC 기반 최적 조향 입력 값을 보여준다.

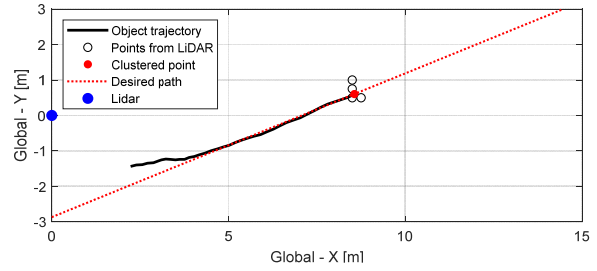


Fig. 8 Lidar points, clustered point, desired path : t = 11.5sec (case-1)

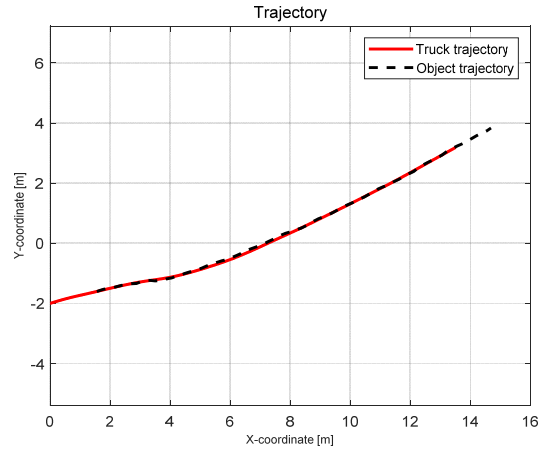


Fig. 9 Trajectories of truck and object (case-1)

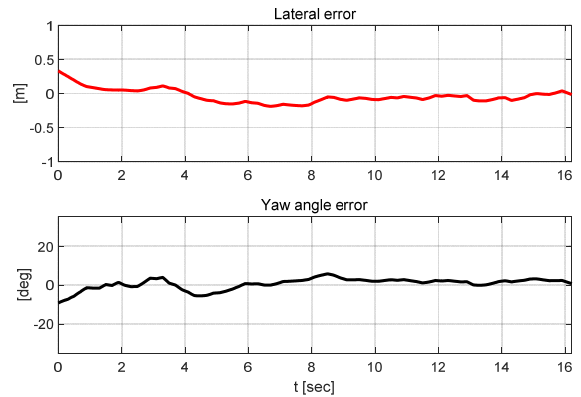


Fig. 10 Lateral and yaw angle errors (case-1)

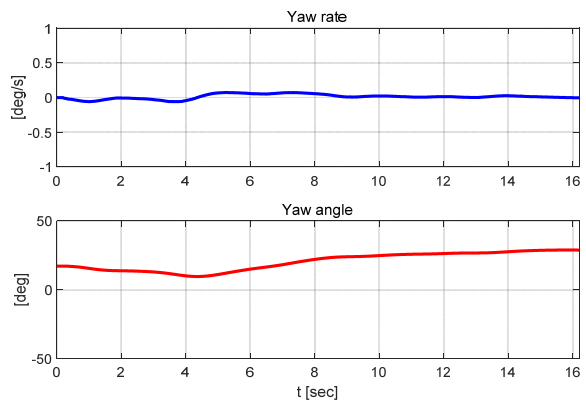


Fig. 11 Yaw rate and yaw angle (case-1)

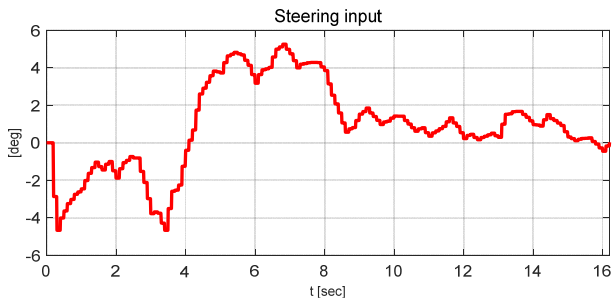


Fig. 12 Steering input angle (case-1)

- Case-2 : Sine wave desired path

Case-2 는 sine 함수 형태로 움직이는 대상을 추종하는 대차의 경우이다. Fig. 12에서는 10.5sec일 때 인지 알고리즘의 결과를 보여주며, Fig. 13에서는 대상의 경로를 추종한 대차의 경로와 함께 보여준다. Fig. 14는 case-2의 e_1 및 e_2 를 보여준다. Case-2에서 대차의 요 각도 및 변화율은 Fig. 16와 같이 나타나고, 조향 제어의 입력은 Fig. 17의 결과와 같다.

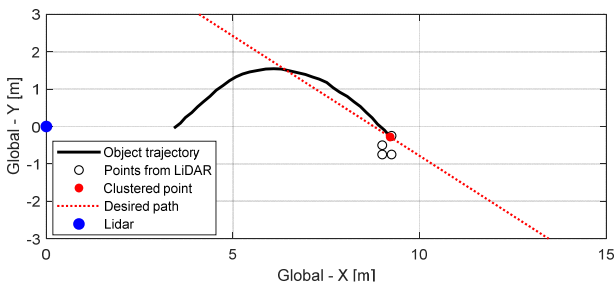


Fig. 13 Lidar points, clustered point, desired path : t = 10.5sec (case-2)

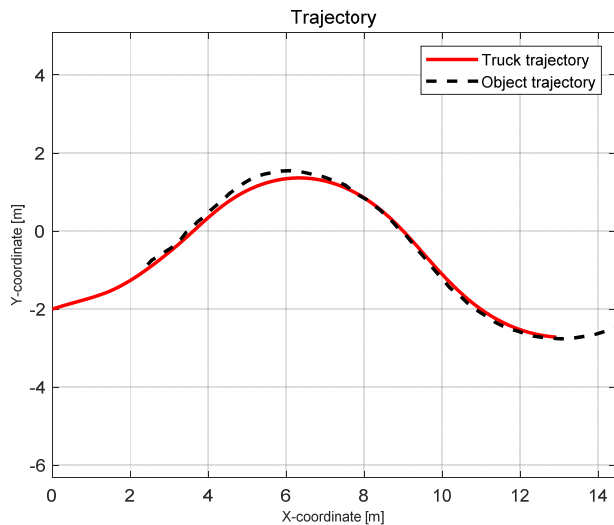


Fig. 14 Trajectories of truck and object (case-2)

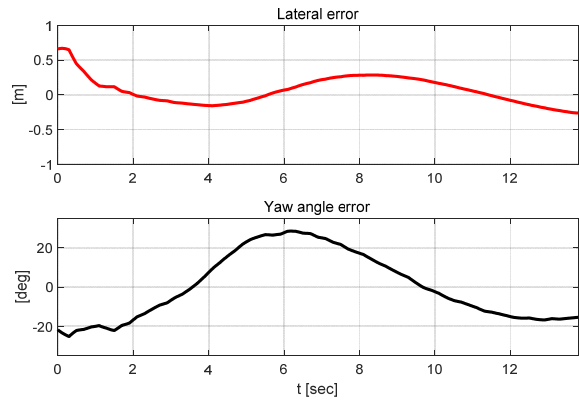


Fig. 15 Lateral and yaw angle errors (case-2)

Case-1 과 case-2는 각각 직진 구간과 선회 시나리오으로써 상태추정 결과는 Fig. 8 과 13에서 생성된 요구 경로로 확인하였다. Case-1은 직진 시나리오으로써 e_1 과 e_2 는 각각 절대값 0.25m 와 10° 영역 내에서 수렴하는 것을 보였지만, 곡선 시나리오인 case-2의 경우에 e_1 의 절대값 0.7m 이내, e_2 의 절대값 30° 이내에서 수렴하는 것을 볼 수 있다.

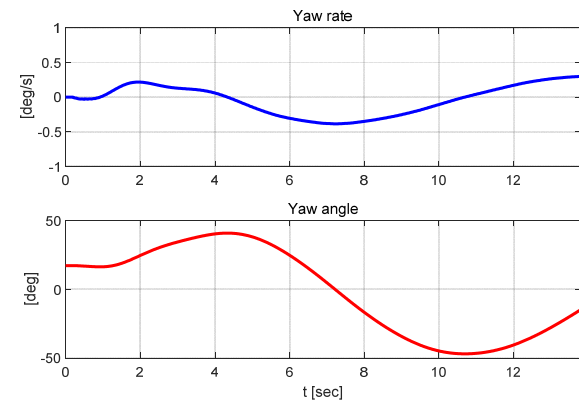


Fig. 16 Yaw rate and yaw angle (case-2)

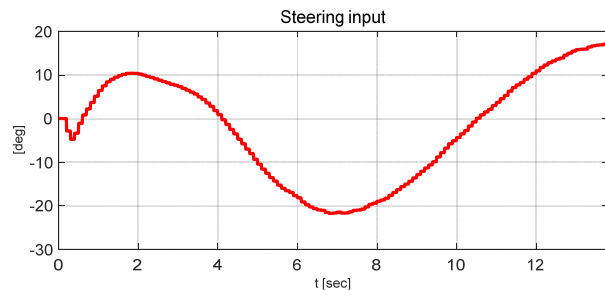


Fig. 17 MPC based steering input (case-2)

추종하는 동안 대차의 거동은 요 각도와 요 각도 변화율로 Fig. 16에 나타내었으며, Fig. 14과 같이 예측된 대상을 합리적으로 추종한 것을 확인하였다.

4. 결 론

본 논문에서는 자율주행 대차의 대상 추종 제어를 위한 상태추정 기반 제어 알고리즘 개발 및 시뮬레이션 기반 성능평가를 수행하였다. 제어 대상 대차는 전륜과 후륜 사이 한 개의 휠을 이용한 구동모듈이 장착되어 구동되는 구조로 가정하였으며, 자전거 모델 기반 제어를 위한 수학적 모델을 도출하였다. 추종 대상의 상태추정을 위해 확장 칼만 필터를 사용하였으며, 합리적 평가를 위해 실 단층 레이저 스캐너를 이용해 추종 대상의 실시간 데이터를 획득하였다. 추정된 상태정보는 직선 요구 경로 생성을 위해 사용되었으며, 생성된 경로와 대차의 상대위치 해석을 통해 오차를 계산하였다. 계산된 오차는 조향 제어 입력 도출을 위해 모델 예측 제어 알고리즘에 사용되었다. 성능평가는 직선 및 곡선 추종 시나리오가 적용되었으며, LMS111-10100 단층 레이저 스캐너와 Matlab/Simulink 환경에서 구성된 상태 추정 및 제어 알고리즘을 이용하였다. 성능평가 결과 직선 경로 추종의 경우, 횡방향 오차와 요 각도 오차들은 각각 경계값 0.25m 와 10° 내에서 유지되는 것을 확인할 수 있었다. 하지만 곡선 경로 추종의 경우, 직선 경로 추종 대비 오차값들이 상대적으로 큰 오차 경계값(0.75m, 30°) 내에서 유지되는 것을 확인하였다. 이러한 결과는 대상의 추정된 속도 벡터 방향을 기준으로 요구 경로가 계산되었고, 대차 질량 중심과 요구 경로와의 상대위치를 이용해 오차를 계산하였기 때문이다. 그러므로 향후 대상의 저장된 누적 경로를 이용한 오차 도출 기반 대상 추종 성능 고도화를 계획하고 있다. 또한 대상 추종 시 주변 장애 물과의 충돌을 고려한 회피 제어 알고리즘 개발을 계획하고 있다. 본 연구에서 제안한 자율주행 대차의 대상 추종 제어 알고리즘은 향후 공장 자동화 및 스마트 물류 시스템 구축 그리고 농업 등 다양한 분야에서 활용 가능할 것으로 기대한다.

후 기

본 연구는 한경대학교 2018 년도 학술연구조성비의 지원에 의한 것임.

References

1) H. Gao et al., "Object classification using CNN-based fusion of vision and LIDAR in autonomous vehicle Environment", IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol.14, No.9, pp.4224-4231, 2018.

2) J. Ji et al., "Path planning and tracking for vehicle collision avoidance based on model predictive control with multi-constraints", IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol.66, No.2, pp.952-964, 2016.

3) E. Jung et al., "Development of a laser-range-finder-based human tracking and control algorithm for a marathoner service robot", IEEE Transactions on Mechatronics, Vol.19, No.6, pp.1963-1976, 2014.

4) P. Falcone et al., "A linear time varying model predictive control approach to the integrated vehicle dynamics control problem in autonomous system", Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control, New Orleans, LA, USA, 2007.

5) D. S. Ahn, "Time-delay control for the implementation of the optimal walking trajectory of humanoid robot", Journal of Drive and Control, Vol.15, No.3, pp.1-7, 2018.

6) T. W. Ha et al., "Position control of an electro-hydrostatic rotary actuator using adaptive PID control", Journal of Drive and Control, Vol.14, No.4, pp.37-44, 2017.

7) S. Park et al., "Development of an environment monitoring technology of working site for construction machinery based on laser scanner", Proceedings of KSME 2015 Fall Conference, Jeju, Republic of Korea, pp.279-284, 2015.

8) K. Oh et al., "Laser-scanner based stochastic and predictive working-risk-assessment algorithm for excavators", Journal of Drive and Control, Vol.13, No.4, pp.14-22, 2016.

Appendix

$$A_{22} = \frac{-2C_f - C_m - 2C_r}{mv_x}, A_{23} = \frac{2C_f + C_m + 2C_r}{m},$$

$$A_{24} = \frac{-2l_f C_f - l_m C_m + 2l_r C_r}{mv_x}, A_{25} = \frac{2C_f}{m},$$

$$A_{42} = \frac{-2l_f C_f - l_m C_m + 2l_r C_r}{I_z v_x}, A_{43} = \frac{2l_f C_f + l_m C_m - 2l_r C_r}{I_z},$$

$$A_{44} = \frac{-2l_f^2 C_f - l_m^2 C_m - 2l_r^2 C_r}{I_z v_x}, A_{45} = \frac{2l_f C_f}{I_z},$$

$$A_{62} = \frac{2C_f}{I_{wz} v_x}, A_{64} = \frac{2l_f C_f}{I_{wz} v_x}, A_{65} = \frac{-2C_f}{I_{wz}}, A_{66} = \frac{-b}{I_{wz}}$$

$$B_2 = \frac{2C_f(l_f + l_r)}{m(l_m + l_r)} + \frac{C_m}{m}, B_4 = \frac{2l_f C_f(l_f + l_r)}{I_z(l_m + l_r)} + \frac{l_m C_m}{I_z},$$

$$F_2 = \frac{-2l_f C_f - l_m C_m + 2l_r C_r}{mv_x}$$