

차량형 이동로봇의 위치 추정 정밀도 향상 기법 및 자동 주차 제어

Improvement of odometry accuracy and Parking Control for a Car-Like Mobile Robot

이 국 태¹, 정 우 진², 장 효 환³

Kooktae Lee¹, Woojin Chung², Hyowhan Chang³

Abstract Recently, automatic parking assist systems are commercially available in some cars. In order to improve the reliability and the accuracy of parking control, pose uncertainty of a vehicle and some experimental issues should be solved. In this paper, following three schemes are proposed. (1) Odometry calibration scheme for the Car-Like Mobile Robot.(CLMR) (2) Accurate localization using Extended Kalman Filter(EKF) based redundant odometry fusion. (3) Trajectory tracking controller to compensate the tracking error of the CLMR. The proposed schemes are experimentally verified using a miniature Car-Like Mobile Robot. This paper shows that odometry accuracy and trajectory tracking performance can be dramatically improved by using the proposed schemes.

Keywords : Car-Like Mobile Robot, Odometry, Calibration, Automatic Parking Control

1. 서 론

최근, 자동차가 지능화되어 가면서 여러 가지 다양한 기능들을 갖추고 있다. 이러한 기능 중 하나로 주차 보조 시스템이 있다. 먼저, 운전자가 주차 보조 모드에 놓고 주차 시작 위치에 차를 이동시키면, 제어기는 주차 경로를 만들고, 전자 조향 장치에 의해 주차가 이뤄지게 된다.

그러나 자동 주차 제어의 실용화를 위해서는 풀어야 할 문제가 남아있다. 차량이 초기위치에서 출발해 이동하였을 때, 오도메트리에 기반하여 위치를 추정하게 되면 구조적, 비구조적 오차에 의해 차량 위치에 대한 불확실성은 점차 증가한다. 이러한 문제점으로 인해 차량의 위치 추정은 어려워지게 된다. 그러나, 오도메트리의 정밀도와 신뢰성을 증대시킬 수 있다면 주차와 같은 길지 않은 경로에 있어서는 오도메트리 정보만으로 신뢰성 있는 위치 추정을 수행할 수 있다.

본 논문에서는 오도메트리에서 구조적, 비구조적 오차를 줄이는 방법으로 다음과 같은 기법을 제안한다. 첫째로, 자동차와 같은 기구학 모델에 대해 구조적 오차 요인을 정의하고 이를 보정하는 방법에 대해 언급한다. 둘째로, 외부 센서를 이용하지 않고 전, 후륜 오도메트리 정보를 융합하는 확장 칼만 필터를 통해 차량의 위치에 대한 불확실성을 줄이는 방법을 설명한다. 자동차 모델에 대해 위치 추정 성능을 향상시키기 위한 기존 연구의 하나로서 전, 후륜 오도메트리를 이용하는 방법이 [4]에 소개되어 있다. 그러나 이 방법은 속도에 기반한 위치 추정을 사용하기 때문에 차량이 충분히 높은 속도로 이동할 때에만 적용 가능하다는 단점을 갖고 있다. 본 연구에서 제시하는 방법은 전, 후륜 오도메트리 정보를 확장 칼만 필터를 통해 융합함으로써 저속 영역에서도 적용 가능하다는 장점을 갖고 있다. 또한, Borenstein^[2]은 2륜 로봇에 대해 구조적 오차를 줄이는 방법을 소개하였으나, 차량은 2륜 로봇과 기구학적 구조가 다르기 때문에 [2]의 방법은 차량형 모델에 대해 적용이 불가능하다.

본 논문에서는 차량의 기구학적 오차를 실험적으로 보정한 후에 확장 칼만 필터를 이용하여 위치 추정 성능을

※ 본 연구는 VISS(영상기반 지능형 조향장치) 기술개발 과제 지원으로 수행되었음.

¹ 고려대학교 기계공학과 석사과정 (E-mail : hakuna79@korea.ac.kr)

² 고려대학교 기계공학과 교수 (E-mail : smartrobot@korea.ac.kr)

³ 고려대학교 기계공학과 교수 (E-mail : hwchang@korea.ac.kr)

극대화한다. 이를 기반으로 목표 궤적에 대한 추종 제어를 적용하고, 목표 궤적 추종을 통해 주차 중에 차량의 자세에 오차가 있어도 목표궤적으로 수렴함을 실험을 통해 증명하고, 제시한 기법이 유용함을 보인다.

2. 자동차 모델에서의 오도메트리

2.1 전륜과 후륜의 오도메트리 변환

후륜 오도메트리를 이용하여 차량이 일정 거리를 이동한 후 위치는 다음 식을 이용하여 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_k &= x_{k-1} + \Delta d_r \cdot \cos(\theta_{k-1} + \Delta\theta/2) \\ y_k &= y_{k-1} + \Delta d_r \cdot \sin(\theta_{k-1} + \Delta\theta/2) \\ \theta_k &= \theta_{k-1} + \Delta\theta \end{aligned} \quad (1)$$

$$\Delta d_r = \frac{\Delta d_{rl} + \Delta d_{rr}}{2}, \quad \Delta\theta = \frac{\Delta d_{rr} - \Delta d_{rl}}{b} \quad (2)$$

식(2)에서, Δd_{rr} , Δd_{rl} 은 각각 후륜 왼쪽, 오른쪽 바퀴의 이동 거리이며 b 는 바퀴 사이의 거리인 휠베이스를 의미한다. 그러나 후륜 오도메트리만을 이용하여 위치를 추정하는 데에는 한계점이 있다. 차량형 모델의 경우에 전륜 회전량도 측정 가능하므로 위치 추정의 신뢰성 향상을 위해 전, 후륜 정보를 융합하는 것이 바람직하다. 특히 후륜 구동차의 경우 피구동륜인 전륜의 정보를 더 신뢰할 수 있다.

그림 1에서 $\Delta\theta$ 는 차량의 선회각, ρ_r 과 ρ_f 는 각각 후륜과 전륜 중심 위치의 곡률 반경이다. ρ_r 과 ρ_f 는 아래식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\rho_f = \sqrt{L^2 + \rho_r^2}, \quad \rho_r = \frac{L}{\tan\phi} \quad (3)$$

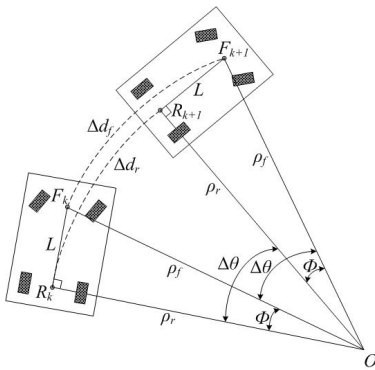


그림 1. Geometry of the Car in a turning motion

여기서 ρ_r 을 ρ_f 식에 대입하면 다시 아래와 같이 전개 가능하다.

$$\rho_f = \sqrt{L^2 + \frac{L^2}{\tan^2\phi}} = L \cdot \sqrt{1 + \frac{1}{\tan^2\phi}} \quad (4)$$

미소 시간 Δt 동안 일정한 조향 각도로 이동한 전, 후륜의 이동 거리는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta d_r = \rho_r \cdot \Delta\theta, \quad \Delta d_f = \rho_f \cdot \Delta\theta \quad (5)$$

여기에서 최종적으로 식을 정리하면 다음과 같다.

$$\Delta d_r = \frac{\rho_r}{\rho_f} \cdot \Delta d_f = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2\phi}} \cdot \Delta d_f \quad (6)$$

식(6)을 이용하여 식(1)에 대입하면 전륜 오도메트리를 후륜 기준 거리로 변환할 수 있다. 이와 같은 과정을 거치면 전륜과 후륜의 오도메트리 정보로부터 차량의 위치를 계산할 수 있게 된다.

2.2 구조적 오차 보정 방법

로봇의 실제 움직임과 오도메트리와는 구조적 오차로 인해 차이가 발생하게 된다. 이러한 구조적 오차 요인은 다음과 같다.

- 1) 차륜반경 오차
- 2) 유효 휠베이스 (축간거리)
- 3) 차륜정렬 오차
- 4) 서스펜션 동작에 의한 기구학적 파라미터 변화

1), 2), 3)은 구조적 오차를 유발하는 주요한 원인으로 볼 수 있다. 2륜 모델에 대해서는 구조적 오차를 보정하는 방법이 Borenstein의 방법[2]과 같이 소개되어 있으나 4륜 모델에 대해 체계적으로 구조적 오차를 보정하는 방법에 대한 연구는 많지 않다.

여기에서는 4륜 모델에 대해 차량을 이동시킴으로써 실제 움직임 경로와 오도메트리 경로와의 오차를 이용하여 구조적 오차를 보정하는 방법을 소개한다.

차량은 2륜 로봇과 기구학적 구조가 다르기 때문에, 2륜 로봇에 대한 구조적 오차 보정 방법을 직접적으로 적용할 수가 없다. 또한, 차량에 대한 구조적 오차 요인이 많기 때문에(전, 후륜 각 4개의 바퀴반경, 휠베이스, 왼쪽 전,후륜 사이 거리, 오른쪽 전,후륜 사이 거리 등) 이 모든 변수를 독립적으로 고려하여 구조적 오차를 보정하는 것은 어렵다. 따라서 구조적 오차의 주된 요인으로서 차

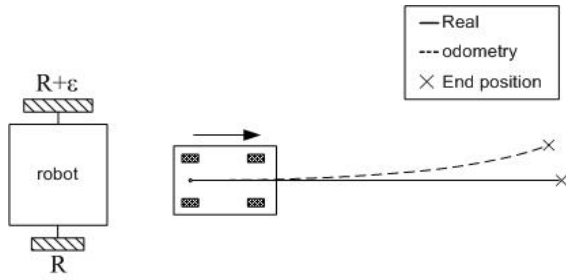


그림 2. Concept of the odometry model for the straight line motion

륜 반경 오차와 좌우 차륜간의 거리에 주목하고, 그 이외의 오차는 상대적으로 그 영향이 작다고 가정한다. 4 륜 로봇의 중요한 운동 특성은 뛰어난 직진성이다. 차륜 반경에 다소 개별 오차가 있어도 조향각을 0 도로 유지하면 로봇은 거의 직진 운동을 보인다. 그러나 실제 차륜 반경 오차가 존재하면 오도메트리값은 오차가 발생한다.

단순화를 위해 그림 2 와 같이 2 륜 모델로 근사한다. 이 때, 차량의 바퀴 반경이 그림 2 에 나타난 바와 같이 왼쪽 바퀴가 미소 크기 ϵ 만큼 크다고 가정하자. 그러면 실제 이동 궤적은 직선인 반면, 오도메트리는 위로 치우쳐져서 그림 2 에 점선처럼 나타나게 된다.

여기서 샘플링 시간 Δt 동안 후륜의 이동량은 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta d_r = R \cdot \Delta\alpha, \quad \Delta d_l = (R + \epsilon) \cdot \Delta\beta \quad (7)$$

$\Delta\alpha$ 와 $\Delta\beta$ 는 각 바퀴의 회전 각도이다. 식(7)을 식(2)에 대입하여 풀면, 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta d_r = \frac{R \cdot \Delta\alpha + (R + \epsilon) \cdot \Delta\beta}{2} \quad (8)$$

$$\Delta\theta = \frac{R \cdot \Delta\alpha - (R + \epsilon) \cdot \Delta\beta}{b} \quad (9)$$

왼쪽 바퀴가 ϵ 만큼 큰 것을 고려했을 때 실제 움직인 경로가 직선이므로 $\Delta\theta$ 는 “0”이 된다. 그러므로 휠베이스 b 는 이 경우 아무런 영향을 끼치지 않으며 식(9)는 다음과 같이 표현된다.

$$\epsilon = R \cdot \left(\frac{\Delta\alpha}{\Delta\beta} - 1 \right) \quad (10)$$

이후, 차량의 실제 이동 거리 S 를 알면 식(10)을 이용

하여 아래식과 같이 풀 수 있다.

$$\sum \Delta d_r = \sum \left(\frac{R \cdot \Delta\alpha + (R + \epsilon) \cdot \Delta\beta}{2} \right) = S \quad (11)$$

식(11)를 정리하면, 식(12)과 같이 표현된다.

$$R \cdot \sum \left(\frac{\Delta\alpha + \Delta\beta}{2} \right) + \sum \epsilon \cdot \left(\frac{\Delta\beta}{2} \right) = S \quad (12)$$

여기에서 $\Delta\alpha, \Delta\beta$ 는 각 바퀴의 엔코더를 통해 알 수 있는 값이며, S 는 차량의 실제 이동 궤적을 측정하여 근사화 할 수 있으므로 미지수는 R 과 ϵ 이다. 최종적으로 식(10)과 식(12)를 연계하여 풀면 각 바퀴의 반경을 알 수 있다. 2.1 절에서 소개한 방법을 이용하여 전륜의 회전량을 후륜의 회전량으로 변환하면 마찬가지로 전륜의 바퀴 반경도 알아낼 수 있다. 이를 통해 모든 차륜의 반경을 알 수 있다.

다음으로는 휠베이스를 보정하는 방법을 제시하도록 한다. 각 바퀴 반경에 대한 보정후에 그림 3 에 보이는 바와 같이 원 경로를 따라 차량을 이동시켰을 때, 휠베이스 오차가 있으면, A 또는 B 처럼 차량이 이동한 실제 궤적과 차이가 나게 된다. 이 경우 총 이동 거리는 식(2)를 통해 계산하게 되므로 휠베이스 b 가 실제보다 클 경우에는 식(2)에서 $\Delta\theta$ 값이 줄어들게 되어 오도메트리는 B 와 같은 궤적을 보이게 된다. 반면에 휠베이스 b 가 실제보다 작을 경우에는 오도메트리가 A 와 같은 궤적으로 나타나게 된다.

식(2)에서, 각도 변화식을 이용하여 그림 3 에 나타난 원 궤적으로 차량이 이동했을 때 최종 위치에서의 각도를 계산하면, 아래와 같이 나타낼 수 있다.

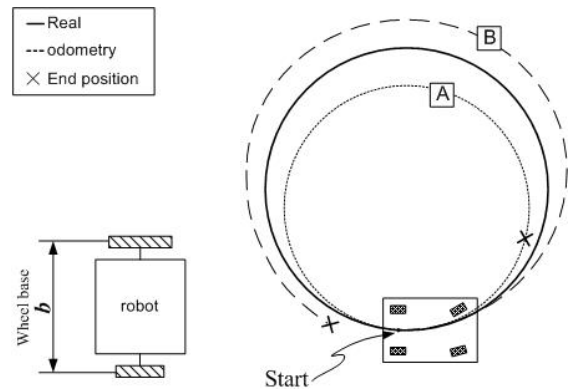


그림 3. Concept of the odometry model for the arc motion

$$\sum \Delta\theta = \sum \left(\frac{R \cdot \Delta\alpha - (R - \varepsilon) \cdot \Delta\beta}{b} \right) = \theta \quad (13)$$

식(10)과 (12)에서 R 과 ε 값을 구하였으므로 미지수는 휠베이스 b 값 하나이다. 최종 위치에서 차량의 실제 각도를 식(13)에 대입하면 휠베이스 b 값을 구해낼 수 있다.

2.3 확장 칼만 필터를 이용한 전, 후륜 오도메트리 융합

여기서는 전, 후륜 오도메트리 정보를 확장 칼만 필터를 이용하여 융합함으로써 위치 추정 성능을 높이는 방법을 적용하였다. 그림 4의 실선타원은 후륜의 오도메트리와 운동 모델을 이용하여 계산된 로봇 위치분포이다. 점선 타원은 전륜 오도메트리에 의한 결과이다. 이 두 가지를 확장 칼만 필터를 이용하여 융합함으로써 정밀도를 향상시킬 수 있다.

확장 칼만 필터 과정은 다음과 같다. 우선, 후륜 오도메트리를 이용하여 예측 단계에서 차량의 위치를 예상한다. 그 후 전륜 오도메트리로 계산한 차량의 위치 정보를 보정 단계에 적용하여 융합한다.

예측 단계

$$\begin{aligned} \hat{X}_k^- &= f(\hat{X}_{k-1}^-, u_k, 0, 0) \\ P_k^- &= A_k P_{k-1} A_k^T + B_k \Gamma_{k-1} B_k^T + Q \end{aligned} \quad (14)$$

식(14)에서 A, B 는 다음 식으로 계산되어 진다.

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta d_k \cdot \sin(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ 0 & 1 & \Delta d_k \cdot \cos(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$B_k = \begin{bmatrix} \cos(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) & -\frac{\Delta d_k}{2} \cdot \sin(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ \sin(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) & \frac{\Delta d_k}{2} \cdot \cos(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

보정 단계

$$\begin{aligned} S_k &= (H_k P_k^- H_k^T + R_k) \\ K_k &= P_k^- H_k^T S_k^{-1} \\ \hat{X}_k &= \hat{X}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{X}_k^-)) \\ P_k &= (I - K_k H_k) P_k^- \end{aligned} \quad (17)$$

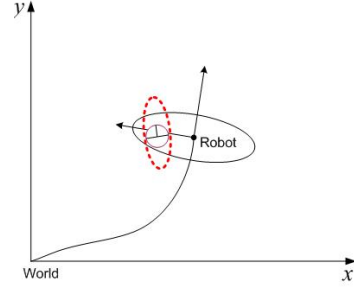


그림 4. Basic concept of the data fusion by EKF

여기서 관측값 Z 는 전륜을 이용한 차량의 위치 정보이며, $h(x)$ 는 후륜 오도메트리로 (1)식을 이용해 계산한 차량의 위치이다.

$$z_k = \begin{pmatrix} x_{k,f} \\ y_{k,f} \\ \theta_{k,f} \end{pmatrix}, h(\hat{x}_k^-) = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{pmatrix} \quad (18)$$

식(18)에 나타난 바와 같이 함수 $h(x)$ 를 나타내면 이에 대한 자코비안은 식(19)과 같이 단위 행렬이 된다.

$$H_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (19)$$

3. 실험 결과

본 논문에서 사용된 실험 차량은 그림 5의 (a)와 같다. 이 로봇은 자동차와 기구학적으로 동일한 구조를 가지고 있다.

본 실험에서는 실험 차량의 정확한 위치 파악 및 제안한 위치 추정 기법과 위치 비교를 위해 위치 인식 센서인 StarGazer 를 이용하였다. StarGazer 는 경계표(랜드마크)와 카메라 및 적외선 모듈로 구성되어 있다. 적외선 모듈

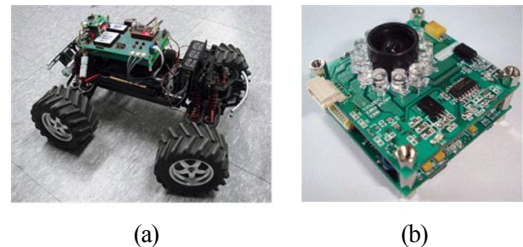


그림 5. (a) Car-Like Mobile Robot used in experiments
(b) StarGazer – absolute pose recognition sensor

표 1. 보정 후 전,후륜 바퀴 직경

	Front	Rear
Left	141.94 mm	139.03 mm
Right	142.28 mm	139.21 mm
ϵ	-0.17 mm	-0.09 mm

표 2. 보정 후 전,후륜 휠베이스

Effective wheel base	
Front	285 mm
Rear	292 mm

은 천장에 부착된 경계표에 적외선을 발산하고 카메라 모듈이 신호를 해석하여 위치를 인식하게 된다. StarGazer의 위치 오차는 약 5cm 이며, 각도 오차는 5도 이하이다.

3.1 구조적 오차 보정 실험

여기에서는 2.2 절에서 제시한 시스템 오차를 보정하는 기법을 적용한 실험 결과를 제시한다. 물리적으로 측정된 각 바퀴의 직경은 145mm 였으나, 2.1 절에서 제시한 기법으로 측정된 각 바퀴의 직경은 다음 표 1 과 같다.

보정 후의 후륜 직경은 보정 전과 약 4%, 전륜 직경은 보정 전과 약 2% 정도의 오차를 보이고 있으며, 보정 전, 후의 오차를 나타내는 실험 결과가 그림 6 에 나타나 있다. 그림 6 의 (b)와 (d)는 각각 (a)와 (c)에 나타난 직선과 원 경로를 따라 총 10 번 주행시킨 뒤의 최종 위치 평균 값이다.

휠베이스에 대해서도 마찬가지로 보정 전, 후의 결과가 그림 6 의 (d)에 나타나 있다. 휠베이스의 물리적인 측정값은 310mm 였으며 보정 후의 값은 표 2 에 나타난 바

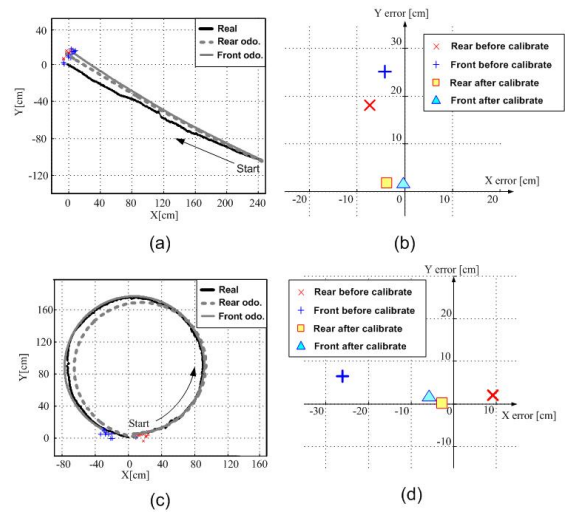


그림 6. Systematic error calibration results (a) before calibration; for a straight line (b) after calibration (c) before calibration; for an arc path (d) after calibration

와 같다. 휠베이스는 측정값과 비교했을 때 전륜은 8%, 후륜은 6%의 오차를 보이고 있다.

그림 6 의 (a)와 (b)로부터 직선 운동시에 좌우 차륜의 반경오차 영향으로 실제 궤적과 오도메트리 오차가 발생했으나, 보정 후에 오차가 극적으로 감소했음을 알 수 있다. (c)와 (d)로부터 휠베이스 오차 보정 효과를 확인할 수 있다.

3.2 확장 칼만 필터를 적용한 실험 결과

확장 칼만 필터를 적용한 실험 결과가 그림 7 에 나타나 있다. 후륜 오도메트리만을 이용한 위치 추정은 실제 차량 이동 궤적과 다소 차이가 있으나 제한한 확장 칼만

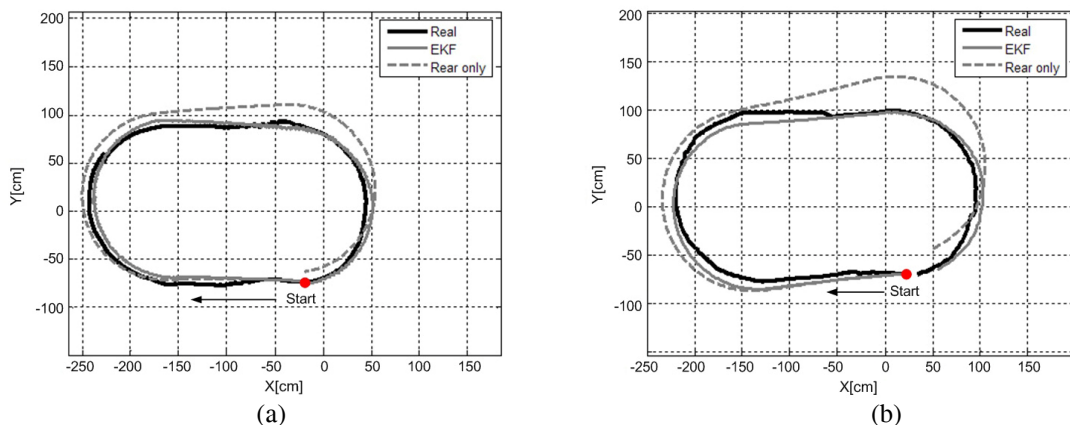


그림 7. (a) average velocity - 86 mm/s (Real – real position of the CLMR which was obtained by StarGazer; EKF – path estimated by EKF; Rear only – path estimated by rear odometry only) (b) average velocity - 260 mm/s; same as (a) except for average velocity.

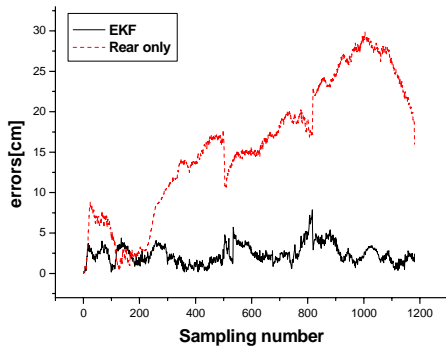


그림 8. EKF and Rear odometry errors (EKF – errors between real and EKF, Rear only – errors between real and rear odometry)

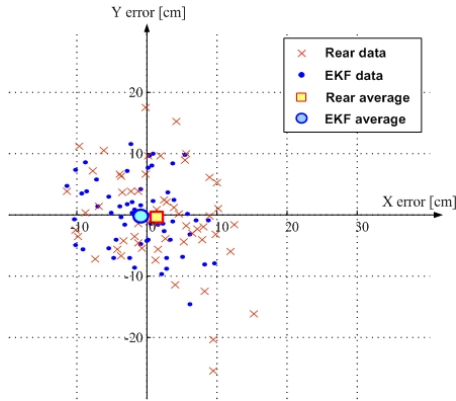
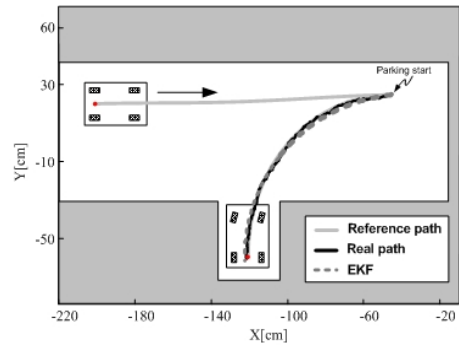


그림 9. End position errors; variance of rear data $\sigma_r = 0.429 \text{ m}^2$, variance of EKF data $\sigma_e = 0.283 \text{ m}^2$ (Total 60 times experiments; average velocity – 90mm/s)

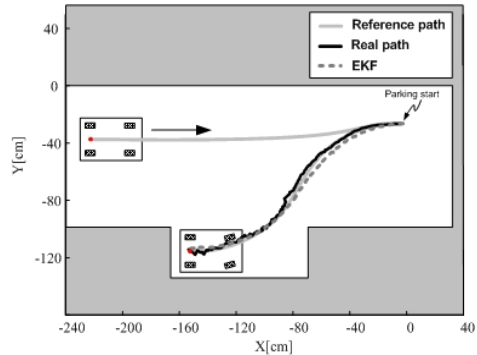
필터를 이용한 위치 추정은 실제 궤적과 거의 동일함을 알 수 있다.

그림 8은 그림 7의 (a) 실험에 대해 위치 오차 크기를 나타내고 있다. 그림 8의 검은색 실선은 StarGazer를 이용한 차량의 실제 위치와 확장 칼만 필터를 이용해 추정한 차량 위치와의 상대 오차를 보여주고 있으며, 빨간 점선은 차량의 실제 위치와 후륜 오도메트리와의 상대 오차이다. 결과에 나타나듯이 제안한 방법이 후륜 오도메트리만을 이용한 위치 추정보다 더 나은 성능을 보여줄 수 있다.

그림 9는 그림 7 (a) 실험에 대해 최종 위치에서의 실제 차량 위치와 제안한 방법을 이용한 위치와의 상대 오차를 보여주고 있다. 총 60 번의 반복된 실험에 대해 후륜 오도메트리만을 이용한 위치 추정은 실제 위치와의 오차 분산값이 0.429 m^2 으로 확장 칼만 필터의 0.283 m^2 보다 더 큰 값을 갖는다.



(a) Garage parking experiments



(b) Parallel parking experiments

그림 10. Garage and Parallel parking experiments; average end pose error is shown in [표 3]

표 3. Average magnitude of end pose errors

	Garage Parking	Parallel Parking
x_e	-1.24 cm	-1.75 cm
y_e	-2.38 cm	1.12 cm
θ_e	1.22°	0.62°

3.3 주차 실험

본 논문에서 제안한 기법을 자동 주차에 적용한 결과가 그림 10에 제시되어 있다. 주차 경로 생성 및 궤적추종 제어기는 [1]에서 제시한 방법을 적용하였다.

그림 10의 (a)는 직각 주차 실험 결과이고 (b)는 평행 주차 실험 결과이다. 제시한 오차 보정 기법과 확장 칼만 필터를 이용한 위치 추정, 궤적 추종 제어기를 적용하여 계획된 경로를 따라 정밀하게 목표위치로 제어할 수 있음을 확인할 수 있다.

스케일만 제외하고 모형 차량과 실차는 동일한 구조를 갖고 있으며, 물리적으로 측정된 모형 차량의 바퀴 직경은 145mm로서, 이는 실차와 비교했을 때 약 6 배 정도 작은 값이다. 만약, 모형 차량과 동일한 환경 조건(지면 조건과 마찰 등을 고려)에서 실차를 이용해 자동 주차를

수행하면 바퀴 직경을 기준으로 실차에서 주차 위치 최종 오차는 직각 주차의 경우 $x_e = -7.44\text{cm}$, $y_e = -14.28\text{cm}$, $\theta_e = 1.22^\circ$ 로 환산된다. 이 오차는 충분히 작은 값으로써 실차에서도 자동 주차가 성공적으로 이뤄질 수 있음을 보여주고 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 차량의 전, 후륜 오도메트리만을 이용하여 위치 추정 성능을 높이는 방법을 제시하였다. 제시한 기법을 이용하여 정밀한 차량 위치 파악을 통해 궤적 추종 제어를 적용함으로써 목표 궤적으로 수렴함을 보였다. 실험 결과에 나타난 바와 같이 여기에서 제시한 위치 추정 기법을 이용하면 자동 주차에 유용하게 적용할 수 있음이 증명되었다.

참 고 문 헌

- [1] Kooktae Lee and Woojin Chung, "Car parking control using a trajectory tracking controller", *SICE-ICCAS International Joint Conference 2006*.
- [2] T.S. Li and S.Chang, "Autonomous Fuzzy Parking Control of a Car-Like Mobile Robot", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 2003
- [3] J. Borenstein and L. Feng, "Correction of Systematic odometry Errors in Mobile Robots", *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 569-574, 1995.
- [4] Josep M. Mirats Tur, Jose Luis Gordillo, and Carlos Albores Borja, "A Closed-Form Expression for the Uncertainty in odometry Position Estimate of an Autonomous Vehicle", *IEEE Trans. on Robotics*, Vol. 21, No. 5, 2005.
- [5] Philippe Bonnifait and Pascal Bouron, "Data Fusion of Four ABS Sensors and GPS for an Enhanced localization of Car-like Vehicles", *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 2001
- [6] Philip J. Mckerrow and Danny Ratner, "Calibrating a 4-wheel mobile robot", *IEEE/RSJ Intl. Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2002.



이 국 태

2006 고려대학교 기계공학과 (공학사)

2006~현재 고려대학교 기계공학과 석사과정
관심분야: mobile robot



정 우 진

1993 서울대학교 기계공학과 (공학사)

1995 동경대학교 기계공학과 (공학석사)

1998 동경대학교 기계공학과 (공학박사)

2005~현재 고려대학교 기계공학과 교수
관심분야: 이동로봇 위치추정 및 주행제어, 논홀로노믹 시스템 제어, 다지 로봇 손



장 효 환

1968 서울대학교 기계공학과 (공학사)

1972 M.S Mechanical Engineering, State University of New York at Buffalo

1978 Ph.D. Mechanical Engineering, Oklahoma State University

1982~현재 고려대학교 기계공학과 교수
관심분야: Vehicle active suspension control, Intelligent control of multi-heat pump and inverter air-conditioner