

레이저 센서에서 두 개의 특징점을 이용한 이동로봇의 항법

Two Feature Points Based Laser Scanner for Mobile Robot Navigation

김주완 · 심덕선*

중앙대학교 전자전기공학부

Joo-Wan Kim · Duk-Sun Shim*

School of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University, Seoul, 156-756, Korea

[요약]

이동로봇의 주행에는 주로 바퀴 엔코더, 비전, 초음파, 레이저 센서가 많이 사용된다. 바퀴의 엔코더는 추측항법으로 시간에 따라 오차가 누적되기 때문에 단독 사용으로는 정확한 로봇의 위치를 계산할 수가 없다. 비전 센서는 풍부한 정보를 제공하지만 정보추출에 시간이 많이 소요되고, 초음파 센서는 거리정보의 정확도가 떨어지기 때문에 항행에 사용하기에는 어려움이 있다. 반면 레이저 센서는 비교적 정확한 거리정보를 제공하여 주므로 주행 센서로 사용하기 적합하다. 본 논문에서는 레이저 거리계에서 각도를 추출하는 방법을 제안하고 칼만 필터를 사용하여 레이저 거리계에서 추출한 거리 및 각도와 바퀴 엔코더에서 추출한 거리 및 각도에 대한 정합을 수행한다. 일반적으로 레이저 거리계 사용시 특징점 하나를 사용한 경우에 그 특징점이 변하거나 새로운 특징점으로 이동할 때 오차가 커질 수가 있다. 이를 보완하기 위해 이동 로봇의 주행 시 레이저 스캐너에서 두 개의 특징점들을 사용하는 방법을 사용하여 이동 로봇의 항법 성능이 향상됨을 보인다.

[Abstract]

Mobile robots use various sensors for navigation such as wheel encoder, vision sensor, sonar, and laser sensors. Dead reckoning is used with wheel encoder, resulting in the accumulation of positioning errors. For that reason wheel encoder can not be used alone. Too much information of vision sensors leads to an increase in the number of features and complexity of perception scheme. Also Sonar sensor is not suitable for positioning because of its poor accuracy. On the other hand, laser sensor provides accurate distance information relatively. In this paper we propose to extract the angular information from the distance information of laser range finder and use the Kalman filter that match the heading and distance of the laser range finder and those of wheel encoder. For laser scanner with one feature point error may increase much when the feature point is variant or jumping to a new feature point. To solve the problem, we propose to use two feature points and show that the positioning error can be reduced much.

Key word : SLAM, Feature point, Navigation, Kalman filter, Laser range finder.

<http://dx.doi.org/10.12673/jant.2014.18.2.134>



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.

Received 11 February 2014; Revised 20 April 2014

Accepted (Publication) 26 March 2014(30 April 2014)

*Corresponding Author; Duk-Sun Shim

Tel: +82-2-820-5329

E-mail: dshim@cau.ac.kr

1. 서론

이동 로봇이란 자신의 힘으로 위치를 변화시킬 수 있는 로봇을 말한다. 이동 로봇은 항법을 수행하기 위해서 위치 인식 기술(localization)이 필수적이다. 위치 인식 기술을 위해서 엔코더, 카메라 그리고 레이저 등 다양한 센서들이 사용되고 있다. 엔코더는 바닥과의 마찰, 미끄러짐 등으로 인해 오차가 많이 발생하고, 그 오차가 누적되기 때문에 장시간 주행 시 심각한 오류를 유발한다. 반면, 레이저 센서는 주위 사물과의 거리를 정확하게 측정해 주지만 스캔 영역에서 벗어나거나 각도 변화에 취약하다. 또 영상 센서는 풍부한 정보를 얻을 수 있는 장점이 있으며 영상 처리 기법에는 선분 추출 기법(Canny edge detection)[1], 방향과 크기 변화에 강한 SIFT 기법[2] 등이 있지만 구현에 어려움과 조명 및 조도에 영향을 많이 받는 단점이 있다.

위치 인식 기법에는 추측항법(dead reckoning), 스캔 매칭(scan matching)[3] 그리고 Markov localization[4] 등이 있다. 추측 항법은 속력과 각도를 측정하여 적분함으로써 위치를 계산하는 방법이다. 이동 로봇의 두 바퀴의 이동량만으로 로봇의 위치를 계산하는 경우에는 바퀴의 미끄러짐이 없고 바퀴의 크기와 회전각 등을 정확히 알고 있다고 하면 추측항법만으로도 정확한 로봇의 위치를 계산할 수 있다. 추측항법 오류들을 다루는 방법에는 추가적인 센서들을 사용하는 것과 칼만필터같은 필터링 기술을 사용하는 방법이 있다. 스캔매칭은 스캔정보들을 매칭하여 로봇의 위치를 보정하는 기술로 Cox의 스캔 매칭, ICP(iterative closest point)[5], IDC(iterative dual correspondence)[6] 등의 알고리즘이 있다. 스캔 매칭 기법은 특징들을 추출하여 이전 데이터와 현재 데이터를 비교하여 매칭 시켜나가는데 특징점에서 오류가 발생하면 오차를 발생하게 된다.

본 논문에서는 한 개의 특징점을 사용할 때 발생하는 오차를 보완하기 위해 두 개의 특징점을 이용하는 알고리즘을 제안한다. 또 레이저 스캐너로부터 각도를 추출하여 바퀴 엔코더로부터 나오는 거리, 각도와 정합을 하여 칼만필터를 구현하였다. 시뮬레이션과 실시험을 통해서 제안하는 방법이 위치정확도를 향상시킴을 보였다.

2장에서는 이동로봇의 운동모델 및 측정식을 제시하고 3장에서는 레이저 스캐너를 사용한 이동로봇 항법 알고리즘을 기술한다. 또 본 논문에서 제안하는 레이저 스캐너 측정치에서 2개의 특징점을 사용하는 알고리즘을 제시한다. 4장에서는 시뮬레이션과 실시험을 통해서 제안하는 방법이 로봇의 위치 정확도를 향상시키고 있음을 보이고 5장에서 결론을 맺는다.

II. 이동 로봇의 운동 모델 및 측정 식

이동로봇의 운동 모델식은 (1)과 같이 상태식으로 표현할 수 있으며 상태변수는 이차원 평면에서의 위치와 로봇의

향이며 k 는 이산 시간을 나타낸다[7].

$$p_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = f(p_{k-1}, u_{k-1})$$

$$= p_{k-1} + \begin{bmatrix} \Delta s \cos(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ \Delta s \sin(\theta_{k-1} + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서

$$u_{k-1} = \begin{bmatrix} \Delta s_r \\ \Delta s_l \end{bmatrix},$$

$$\Delta s = \sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2} = \frac{\Delta s_r + \Delta s_l}{2},$$

$$\Delta\theta = \theta_{k+1} - \theta_k = \frac{\Delta s_r - \Delta s_l}{l}$$

이며, Δs 는 이동 거리, l 은 바퀴좌우간의 거리이다.

또, 로봇이 p_k^- 위치에서 i 번째 특징 점 F_k 를 인식 하였을 때 센서의 측정 모델은 다음 식과 같다.

$$z = h(F_k, p_k^-) = \begin{bmatrix} \rho_{F_k}^{(i)} \\ \alpha_{F_k}^{(i)} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{F_k}^{(i)} - x_k^-)^2 + (y_{F_k}^{(i)} - y_k^-)^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{y_{F_k}^{(i)} - y_k^-}{x_{F_k}^{(i)} - x_k^-}\right) - \theta_k \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 ρ 는 로봇과 특징점 사이의 거리이고, α 는 로봇과 특징점이 이루는 각도이다.

비선형 성분을 다루는 확장칼만필터에 적용하기 위한 오차공분산 행렬의 갱신식은 다음과 같다 [8].

$$P_k^- = \Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \quad (3)$$

$$\Phi_k = \frac{\partial f}{\partial p} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} & \frac{\partial f}{\partial \theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta s \sin\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ 0 & 1 & \Delta s \cos\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

그리고

$$W_k = \frac{\partial f}{\partial u} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial s_r} & \frac{\partial f}{\partial s_l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_k^{11} & W_k^{12} \\ W_k^{21} & W_k^{22} \\ W_k^{31} & W_k^{32} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} W_k^{11} \\ W_k^{21} \\ W_k^{31} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cos\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) - \frac{\Delta s}{2l} \sin\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ \frac{1}{2} \sin\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) + \frac{\Delta s}{2l} \cos\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) \\ \frac{1}{l} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} W_k^{12} \\ W_k^{22} \\ W_k^{32} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cos(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) + \frac{\Delta s}{2l} \sin(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ \frac{1}{2} \sin(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) - \frac{\Delta s}{2l} \cos(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}) \\ -\frac{1}{l} \end{bmatrix}$$

식 (3)의 모델식의 오차 공분산 Q_{k-1} 은 다음과 같다.

$$Q_{k-1} = \begin{bmatrix} k_r |\Delta s_r| & 0 \\ 0 & k_l |\Delta s_l| \end{bmatrix}$$

여기서 k_l 과 k_r 은 좌우 바퀴 에러 상수이다.

칼만 이득식과 상태변수 오차공분산 행렬의 갱신식은 다음과 같다.

$$K_k = P_k^- H_k^T [H_k P_k^- H_k^T + R_k]^{-1}$$

$$P_k = [I - K_k H_k] P_k^-$$

H_k 는 측정식 $h(F_k, p_k^-)$ 을 선형화시켜서 아래와 같이 얻고 R_k 는 센서의 측정 오차 공분산이다.

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial p} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial x} & \frac{\partial h}{\partial y} & \frac{\partial h}{\partial \theta} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -\frac{x_s^{(i)} - x_k^-}{\rho_s^{(i)}} & -\frac{y_s^{(i)} - y_k^-}{\rho_s^{(i)}} & 0 \\ \frac{y_s^{(i)} - y_k^-}{(\rho_s^{(i)})^2} & -\frac{x_s^{(i)} - x_k^-}{(\rho_s^{(i)})^2} & -1 \end{bmatrix}$$

상태 벡터는 측정 후에 다음 식으로 갱신된다.

$$\hat{p}_k = \hat{p}_k^- + K_k [z_k - H \hat{p}_k^-], \quad z_k = \begin{bmatrix} \rho_k \\ \alpha_k \end{bmatrix}$$

z_k 는 센서 측정값으로 ρ_k 과 α_k 로 구성되는데, ρ_k 은 센서에서 특징 점까지의 거리이고 α_k 는 센서에서 특징 점의 방향이다.

III. 레이저 스캐너를 사용한 이동로봇 항법 알고리즘

레이저 스캐너를 사용한 로봇의 항법을 위해서는 우선 선분의 끝, 코너, 장애물과 같은 특징점을 찾아낸다. 두 개의 특징점을 검출한 후 각각의 특징점을 이용하여 로봇의 좌표를 계산한다. 만약 특징점이 범위를 벗어나거나, 변하게 되면 다른 특징점을 검출하여 계산해 간다. 이동로봇의

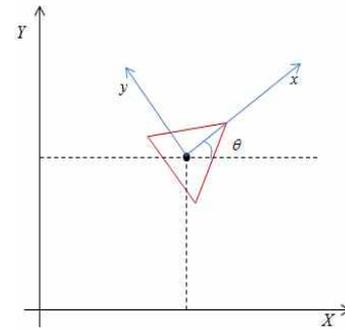


그림 1. 이동로봇의 좌표계

Fig. 1. Coordinates of mobile robot.

상태변수는 $P = [x \ y \ \theta]^T$ 로 표현되고 x, y 는 기준 좌표계에서의 로봇의 좌표이고, θ 는 로봇의 방향각이다.

3-1 로봇의 좌표계

이동 로봇의 구동을 위해서 로봇의 움직임에 대한 분석이 먼저 이루어져야 한다. 그림1은 로봇이 위치한 공간에서 나타나는 좌표이다. $X-Y$ 좌표계는 로봇 외부에 기준점을 둔 절대 좌표계이고, $x-y$ 좌표계는 로봇의 중심점을 원점으로 하고 로봇의 전방향을 x 축으로 하는 좌표계이다

로봇이 θ' 만큼 회전 할 때 회전 행렬을 이용하여 좌표축도 같이 회전 시켜 주면 (4)와 같이 새로운 좌표축 X', Y' 를 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ \theta' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta' & -\sin\theta' & 0 \\ \sin\theta' & \cos\theta' & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ \theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

로봇이 θ' 만큼 회전 하였을 때 좌표는 다음과 같다.

$$\Delta X' = r_k \cos(\theta + \theta')$$

$$\Delta Y' = r_k \sin(\theta + \theta')$$

또, 로봇의 각도 계산은 다음과 같다.

$$\theta'_{heading} = \tan^{-1} \left(\frac{r_k \cos \theta}{r_k \sin \theta} \right)$$

3-2 특징점 검출과 로봇의 좌표

레이저 거리계의 경우 일반적으로 특징점은 세 가지 유형이 있는데 그림2와 같이 불연속적인 선분의 끝 지점, 코너 그리고 장애물이 있다. 이 때의 레이저 데이터의 특징점은 경사 (gradient) 값으로부터 얻을 수 있다. 경사값이 소폭 증가하거나

감소하는 지점을 코너, 크게 증가하거나 감소하는 지점을 선분 끝, 그리고 증가점(rising edge) 와 감소점(falling edge)이 연속적으로 일어나는 지점을 장애물이라 할 수 있다.

이 때 x, y 축 이동 거리는 다음과 같다.

$$\Delta x = r_k \cos(\theta_k) - r_k' \cos(\theta_k')$$

$$\Delta y = r_k \sin(\theta_k) - r_k' \sin(\theta_k')$$

특징점 1의 x, y 좌표 그리고 이를 이용한 이동 로봇의 x, y 좌표의 식은 다음과 같다.

$$x_{f1} = r_{f1} \cdot \cos \theta_{f1}$$

$$y_{f1} = r_{f1} \cdot \sin \theta_{f1}$$

$$x_{p1}(k) = x_{p1}(k-1) - x_{f1}(k) + x_{f1}(k-1)$$

$$y_{p1}(k) = y_{p1}(k-1) - y_{f1}(k) + y_{f1}(k-1)$$

특징점 2의 x, y 좌표 그리고 이를 이용한 이동 로봇의 x, y 좌표의 식은 아래와 같다.

$$x_{f2} = r_{f2} \cdot \cos \theta_{f2}$$

$$y_{f2} = r_{f2} \cdot \sin \theta_{f2}$$

$$x_{p2}(k) = x_{p2}(k-1) - x_{f2}(k) + x_{f2}(k-1)$$

$$y_{p2}(k) = y_{p2}(k-1) - y_{f2}(k) + y_{f2}(k-1)$$

이 때 특징점이 변화거나, 스캔영역에서 벗어났을 때, 그림 3과 같이 새로운 특징점을 선택하여 이전의 과정을 반복하여 수행한다.

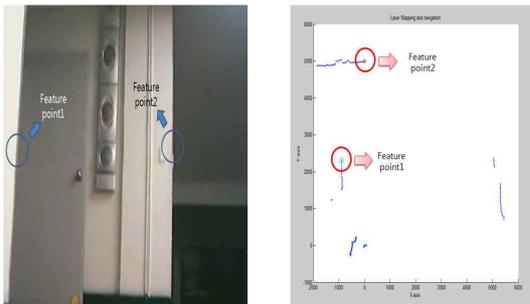


그림 2. 특징점 검출 및 로봇의 좌표
Fig. 2. Detecting feature point and coordinates.

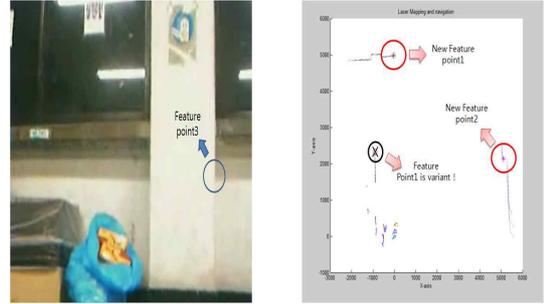


그림 3. 새로운 특징점 검출
Fig. 3. Detecting new feature point.

3-3 두 개의 특징점을 이용한 로봇의 항법 알고리즘

실내 환경에서 특징점 하나를 이용하여 로봇의 위치를 계산할 때 특징점이 잡음 등의 영향 등으로 좋지 않거나 레이저 측정지에서 사라질 때 심각한 오류를 발생할 수 있다. 본 논문에서는 두 개의 특징점을 사용한 알고리즘을 제시하여 이동로봇의 항법성능을 개선하고자 한다. 다음은 두 개의 특징점을 사용하는 레이저 거리계 알고리즘이다.

Step 1. 레이저 데이터의 모든 점(p)들에 관하여 gradient를 구해 극값을 계산한다.

Step 2. 극 값 중에서 아주 큰 값과 아주 작은 값은 코너 및 선분 끝이 아니므로 제거한다.

Step 3. 선분 끝과 코너 각각의 경계값(threshold)을 정하여 특징 점 후보들의 수를 줄인다.

Step 4. 특징 점(선분 끝, 코너, 장애물) 두 개(main, sub)를 결정한다. 이 때 특징점을 효율적으로 이용하기 위해 선분 끝 또는 코너와 같은 특징 점 후보들 중에서 로봇의 진행방향에서 먼 방향의 특징점을 선택한다.

Step 5. 다음 특징점은 이전 특징점과 비교를 통해 인접한 값들로 스캔 범위를 줄여서 검출한다.

Step 6. 주(main) 특징점이 범위를 벗어나거나 변하게 되면 또 다른 하나의 부특징점을 주특징점으로 계산을 이어 가며, 새로운 특징점을 검출하여 부특징점으로 계산해 나가는 과정을 반복 수행한다. 이 때 새로운 특징점을 검출 하는 경우는 다음과 같다.

Case 1. 레이저 거리계의 스캔영역이 한계를 벗어 날 때 새로운 특징점을 검출한다.

Case 2. 특징점이 이동한 거리와 로봇의 이동 거리를 비교하여 오차범위를 벗어 날 때 새로운 특징점을 검출한다.

IV. 시뮬레이션 및 실시험

실제 실험에서는 바퀴 미끄러짐, 바닥과의 마찰, 로봇 위치 측정에 따른 오차가 발생하므로 시뮬레이션과 실제 실험을 각각 수행하여 두 개의 특징점을 이용하였을 때의 성능을 비교하고 분석해 본다.

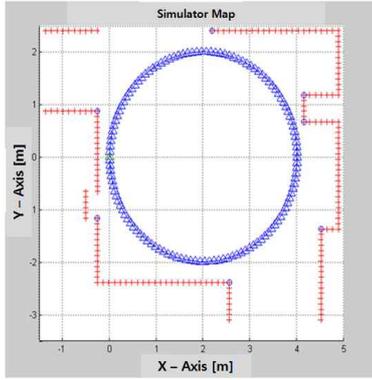


그림 4. 시뮬레이션 환경
Fig. 4. Simulation environment.

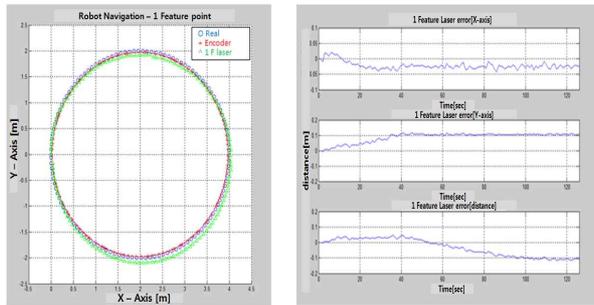


그림 5. 하나의 특징점을 이용한 시뮬레이션 결과(위치오차)
Fig. 5. Simulation result using one feature point(position error).

4-1 엔코더와 레이저 거리계 개별 시뮬레이션

그림 4와 같이 시뮬레이션을 위한 경로를 작성하고 모터 제어를 통해 원점에서 시계방향으로 지름 4 m 원을 그리며 주행하도록 하였다.

1) 하나의 특징 점을 이용한 경우

그림 5는 각각 경로의 참값, 엔코더 계산값, 그리고 하나의 특징점을 이용한 레이저 계산을 통한 로봇의 위치좌표를 나타낸다. 하나의 특징 점을 이용하였을 때 특징 점이 변하는 곳에서, 로봇의 위치 계산에 오류가 발생하고 누적된다.

2) 두 개의 특징 점을 이용한 경우

그림 6은 각각 경로의 참값, 엔코더 계산값, 그리고 두개의 특징점을 이용한 레이저 계산을 통한 로봇의 위치좌표를 나타낸다. 하나의 특징 점을 이용하였을 경우보다 좋은 결과를 보여준다.

4-2 EKF를 통한 엔코더와 레이저 거리계 융합

1) 하나의 특징점을 이용한 경우

그림 7은 각각 경로의 참값, 엔코더 계산값, 하나의 특징점을 이용한 레이저의 계산값, 그리고 확장형 칼만 필터를

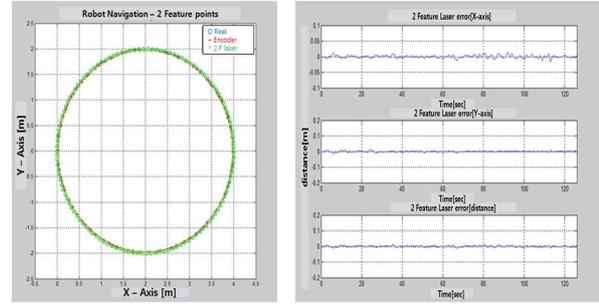


그림6. 두 개의 특징점을 이용한 시뮬레이션 결과(위치오차)
Fig. 6. Simulation result using two feature points(Position error).

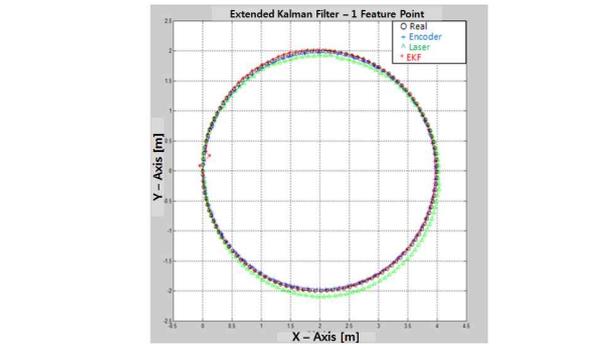


그림 7. 하나의 특징점을 이용한 위치오차계산 및 EKF 결과
Fig. 7. Position error calculation of using one feature point and EKF result

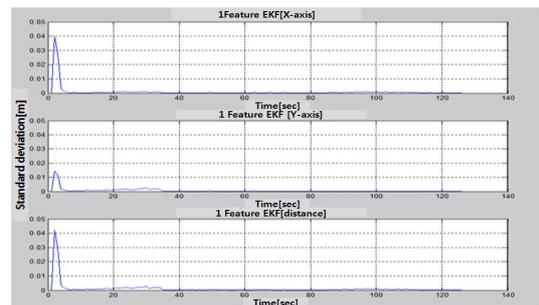


그림 8. 하나의 특징점을 이용한 경우 EKF 위치오차의 1 σ 값
Fig. 8. 1 σ value of position error when using one feature point and EKF.

통한 로봇의 위치 추정값을 나타낸다. 확장형 칼만 필터를 통

해 성능이 보다 향상되었음을 보여준다.

그림8은 하나의 특징 점을 사용한 경우에 로봇의 확장형 칼만 필터링을 통한 오차의 표준 편차(n=20)를 그린 것으로 각각 x, y축 그리고 거리오차의 표준 편차가 0으로 수렴하는 것을 확인 할 수 있다.

2) 두 개의 특징점을 이용한 경우

그림 9에서 두 개의 특징 점을 이용하여 로봇의 위치를 계산하고, 또 확장형 칼만 필터를 사용하여 위치오차의 정확성을 향상 시킬 수 있음을 확인할 수 있다. 각각 경로 참값, 엔코더 계산값, 레이저 거리계 계산값, 그리고 EKF의 추정값을 나타낸다. 그리고 2개의 특징점을 이용하였을 때와

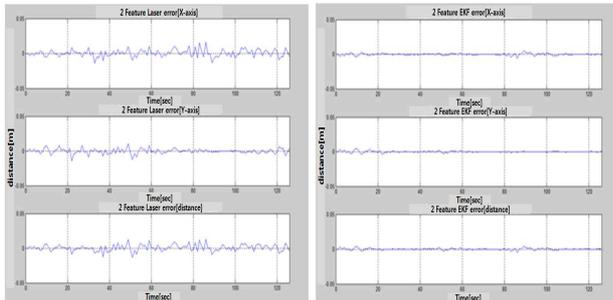
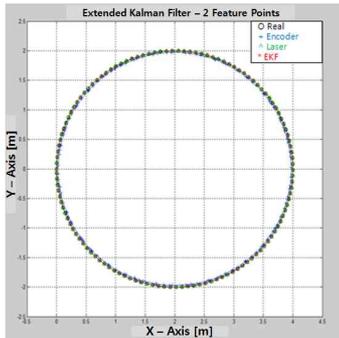


그림 9. 두 개의 특징점을 이용한 위치오차계산 및 EKF 결과
Fig. 9. Position error calculation of using two feature points and EKF result.

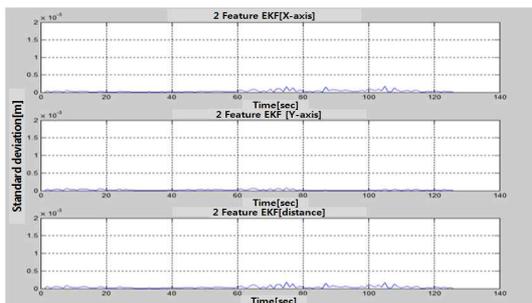


그림 10. 두개의 특징점을 이용한 경우 EKF 위치오차의 1 σ 값
Fig. 10. 1 σ value of position error when using two feature points and EKF.

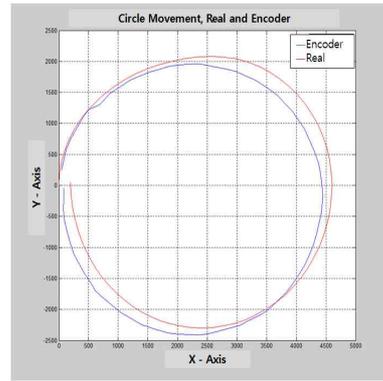


그림 11. 엔코더를 이용한 로봇의 계산위치 및 실제 로봇 위치와의 비교

Fig. 11. Comparison of calculated position by encoder data with real robot position.

EKF 보정을 하였을 때의 오차를 비교하면 EKF 보정을 통해 성능을 개선할 수 있음을 볼 수 있다.

그림10은 두개의 특징 점을 사용한 경우에 로봇의 확장형 칼만 필터링을 통한 오차의 표준 편차(n=20)를 그린 것으로 각각 x, y축 그리고 거리오차의 표준 편차가 0으로 나타나는 것을 확인 할 수 있다.

4-3 실시

1) 엔코더 데이터로 계산한 이동로봇의 위치

그림 11은 추측 항법을 통하여 이동로봇의 계산된 위치와 실제 위치를 보여주고 있으며 이때 수행 시간은 73초이다. 여기서 붉은색은 제어입력 된 로봇의 주행 경로(실제값)이고, 파란색은 엔코더의 출력으로 계산된 주행 경로를 나타낸다.

그림 12는 실제 로봇의 위치와 엔코더 출력으로 계산한 위치 간의 오차를 나타낸다. 각각 x축의 오차, y축의 오차 그리고 총 이동 거리의 오차를 나타내며 단위는 mm 단위이다. 바퀴의 미끄러짐, 지면의 상태 등에 따라서 오차가 비교적 크게 나타나며 누적된다.

2) 특징점 하나를 사용한 레이저에서의 이동로봇의 좌표

이동 로봇의 항법으로 하나의 특징점을 이용한 레이저 데이터에서 로봇의 이동 경로를 계산한다. 특징점 하나를 추출하여 범위를 벗어날 때까지 단순 계산해 가는데 이 때 특징 점 검출에서의 오류는 큰 오차를 발생시킨다.

그림 13은 실제의 로봇 경로와 하나의 특징점을 이용하여 계산한 값을 비교한 그림이다. 하나의 특징점에서 오류(variant feature)가 발생 하였을 때 좌표 계산에서 오차가 발생되었다.

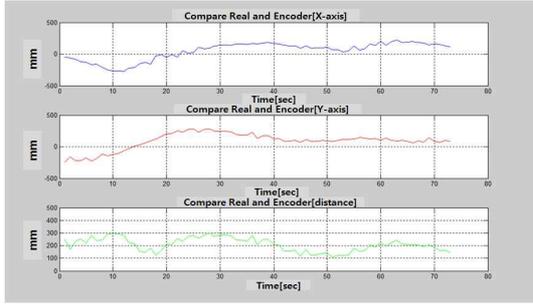


그림 12. 실제 로봇 이동위치와 엔코더 위치 오차
 Fig. 12. Error between real and calculated by encoder position.

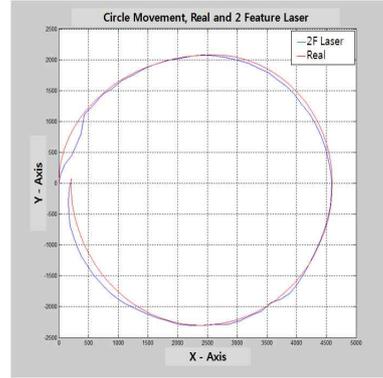


그림 15. 특징점 2개를 이용한 레이저 위치 및 실제 로봇 위치와의 비교
 Fig. 15. Comparison of real robot position with calculated position by laser using 2 feature points.

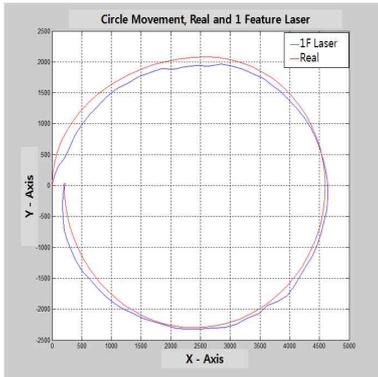


그림 13. 특징점 1개를 이용한 레이저 위치 및 실제 로봇 위치와의 비교
 Fig. 13. Comparison of real robot position with calculated position by laser using 1 feature point.

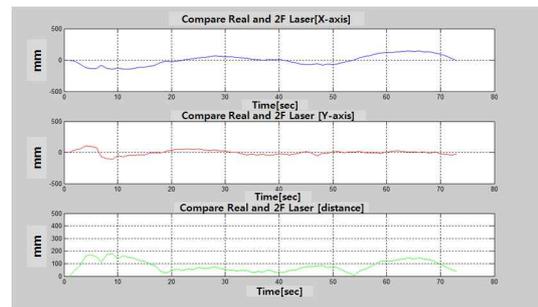


그림 16. 실제 로봇 이동경로와 레이저 경로 오차
 Fig. 16. Error between real and calculated by laser position.

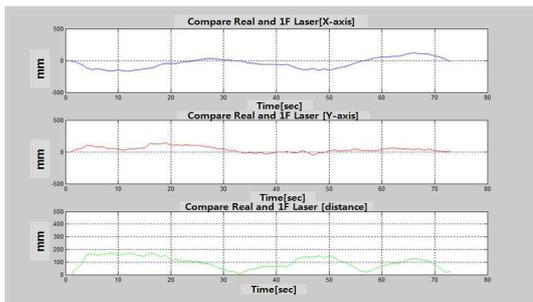


그림 14. 실제 로봇 이동위치와 레이저 위치 오차
 Fig. 14. Error between real and calculated by laser position.

그림 14는 실제의 로봇 경로와 레이저 경로 간의 x축, y축, 거리 오차를 나타낸다. 특징점을 1개 사용하는 경우에는 선분의 끝으로 얻은 특징점이 조금씩 변하므로 오차가 나타나게 되었다.

3) 특징점 두개를 사용한 레이저에서의 이동로봇의 좌표
 제안하는 두 개의 특징점을 이용한 이동 로봇의 항법으로 feature tracking을 통하여 레이저 데이터에서 로봇의 이동 경로를 추출하였다. 특징점의 오류를 검사하여 오류가 발

표 1. 센서 사용시 위치 오차 평균 (단위: mm)
 Table 1. Average of position error for each sensor.

오 차 \ 센 서	엔코더	1F 레이저	2F 레이저
x축 오차	14.2145	8.1601	7.3121
y축 오차	15.2587	4.9256	3.3362
거리 오차	22.3683	10.4433	8.6754

생 시 또 다른 특징점을 선택적으로 계산해 나간다. 하나의 특징점에서 오류가 발생 하였을 때 이를 검출하여 다른 하나의 특징점으로 계산해 나감으로써 오차를 줄일 수 있는 결과를 얻을 수 있다.

그림 16은 실제 로봇의 경로와 두 개의 특징점을 이용한 레이저 경로 간의 오차를 나타내며 하나의 특징점을 이용 하였을 때보다 오차가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

각각 x축 y축 그리고 거리에 관하여 평균 제곱근 오차를 계산해 보면 표 1과 같다. 엔코더에서는 상대적으로 오차가 크게 발생 하였고, 하나의 특징점을 사용하는 것 보다

두 개를 사용하였을 때 오차를 줄일 수 있는 결과를 얻을 수 있었다.

$$\text{평균 제곱근 오차(RMSE)} = \sqrt{\sum_{x=1}^n \frac{(r_x - L_x)^2}{n}}$$

V. 결론

레이저 거리 측정계는 정확한 거리 정보를 제공해줌으로써 특징점만 정확하게 검출할 수 있다면 레이저 거리 측정계만 이용하여 이동로봇의 항법을 수행할 수 있다. 그러나 레이저 스캔 영역 내에 특징점이 측정되지 않는 경우에는 데이터 연합(association)이 되지 않아 특징점의 위치각에 따른 좌표 변환 시 큰 오차가 발생하는 문제점이 있다. 이를 보완하기 위해서 특징점을 2개 사용하는 알고리즘을 제안하였고 거리 정보로부터 각도를 추출하였다. 칼만필터를 사용하여 레이저 거리계에서 특징점까지의 거리와 각도를 바퀴 엔코더의 출력과 함께 매칭하여 로봇의 위치 오차가 많이 감소되는 것을 시뮬레이션과 실험을 통해서 확인하였다.

감사의 글

본 논문은 2013년 해양수산부 소관 연구개발사업의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참고 문헌

- [1] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
- [2] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-Invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, Nov. 2004.
- [3] I. J. Cox, "Blanche - An experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 7, No. 2, pp. 193-203, Apr. 1991.
- [4] D. Fox, W. Burgard and S. Thrun, "Markov localization for mobile robots in dynamic environments," *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 11, pp. 391-427, Nov. 1999.
- [5] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-d shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-256, Feb. 1992.
- [6] A. A. Aghamohammadi, A. H. Tamjidi, and H. D. Taghirad, "SLAM using single laser range finder," in *Proceeding of the 17th World Congress, The International Federation of Automatic Control*, Seoul: Korea, Vol. 17, pp. 14657 - 14662, Jul. 2008.
- [7] R. Siegwart and I. R. Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, 2nd ed, Cambridge, MA: MIT Press, 2011.
- [8] G. Welch and G. Bishop (2006, July). An introduction to the Kalman filter [Internet]. Available: http://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf



김 주 완 (Joo-Wan Kim)

2011년 금오공대 전자공학부 (공학사)
2014년 중앙대 전자전기공학부 (공학석사)
※관심분야: 로봇, 자동제어, GPS



심 덕 선 (Duk-Sun Shim)

1984년 서울대 제어계측공학과 (공학사)
1986년 서울대 제어계측공학과 (공학석사)
1993년 미시간대 항공우주공학과 (공학박사)
1995년 3월~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수
※관심분야: 제어, GPS, 관성항법시스템, 필터링, 고장검출