

초음파 센서 네트워크를 이용한 이동로봇의 위치 및 헤딩 추정

천호석, 황근우, 박승규, 윤태성  
국립 창원대학교 전기공학과

Localization of Mobile Robot using Ultrasonic Sensor Network

Hyo Seok Cheon, Keun Woo Hwang, Seung Kyu Park, Tae Sung Yoon  
Department of Electrical Engineering, Changwon National University

**Abstract** - In this paper, we compared several localization methods for indoor mobile robot navigation using a global ultrasonic sensor network. To estimate the pose of mobile robot in the sensor network, the range or range difference information with or without robot kinematics is used. Simulation results showed that the localization methods with robot kinematics have better performances.

1. 서 론

이동 로봇의 자율 주행을 위하여 자기 위치 추정과 경로 계획, 충돌 회피, 궤도 추적 제어 등이 필요한데 그 중 기본이 되면서 또한 중요한 것이 자기 위치 추정(localization)이다. 로봇의 자기 위치 추정을 위해 사용되는 센서는 크게 내부와 외부센서로 나눌 수 있다. 내부 센서의 대표적인 엔코더는 회전이나 각도를 제어하는데 바퀴의 미끄러짐이나 모 델링의 오차, 모터 제어 오차 때문에 공간상에서 로봇의 위치 결정이 어렵다. 따라서 이동로봇의 정확한 위치를 추정하고 경로 제어를 위해서는 외부 센서를 사용해야 한다.[1] 본 연구에서는 초음파 센서로 구성된 전역 센서 네트워크를 이용하여 이동로봇의 위치 및 헤딩을 추정하였는데, 센서 네트워크만을 가지고 추정한 방법과 센서 네트워크와 로봇 방정식을 이용하여 추정한 방법[2]-[3]을 시뮬레이션을 통하여 비교해 봄으로써 센서 네트워크 시스템이 실내 이동로봇의 자기 위치 추정에 유용하게 사용될 수 있음을 보이기로 한다.

2. 본 론

2.1 이동 로봇의 운동 방정식 및 센서 네트워크 시스템

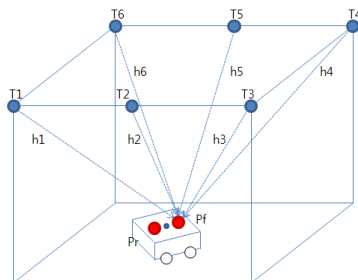
이동 로봇의 상태  $r_k$ 는 지면의 굴곡이 없는 평면상에서 2차원 위치  $(x, y)$ 와 방향각(헤딩)  $\theta$ 로 이루어지며, 이동로봇의 운동 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다[1].

$$r_{k+1} = f(r_k, u_k, w_k) \tag{1}$$

$$= \begin{bmatrix} x_k + \Delta d_k \cos \theta_k + w_{x,k} \\ y_k + \Delta d_k \sin \theta_k + w_{y,k} \\ \theta_k + \Delta \theta_k + w_{\theta,k} \end{bmatrix}$$

여기서  $\Delta d_k$ 는 이동 로봇의 샘플 구간의 이동 거리를 말하며  $\Delta d_k = v_k \times T$ 로 표현할 수 있다. 또한  $\Delta \theta_k$ 는 샘플 구간의 헤딩의 변화량을 의미하며  $\Delta \theta_k = \omega_k \times T$ 로 나타낼 수 있다.  $v_k$ 와  $\omega_k$ 는 각각 이동로봇의 속도와 각속도를,  $T$ 는 샘플 간격을 나타낸다. 그리고  $w_k$ 는 평균 0, 공분산 행렬  $Q$ 를 갖는 시스템 잡음이다.

본 논문의 시뮬레이션에서 적용된 전역 초음파 센서 네트워크 시스템은 다음 그림과 같이 초음파 센서 송신부 6개( $T_i, i=1 \sim 6$ )와 로봇에 설치된 초음파 센서 수신부 2개( $P_r, P_r$ )로 이루어져 있다.



〈그림 1〉 전역 초음파 시스템

2.2 이동 로봇의 위치 및 헤딩 추정

2.2.1 센서 네트워크 정보에 의한 추정

초음파 수신기의 위치를  $(x_i, y_i, z_i)$ 라 하고, 송신기의 고정 위치를  $(x_j, y_j, z_j)$  ( $i=1,2,3,4,5,6$ )라 하면, 수신기의 위치를 추정하는 방법으로 두 가지를 제시할 수 있다.

방법 1은 각각의 송신기와 수신 사이의 거리를 이용한 방법[2]이고, 방법 2는  $i$ 번째 송신기와 수신기 사이의 거리와 1번째 송신기와 수신기 사이의 거리의 거리차(RDOA: range difference of arrival)를 이용하는 방법[3]이다.

방법 1에서 송신기와 수신기 사이의 관계식은

$$(x_i - x_t)^2 + (y_i - y_t)^2 + (z_i - z_t)^2 = (d_i + n_i)^2, \quad i=1,2,3,4,5,6 \tag{2}$$

가 된다. 여기서,  $d_i$ 는  $i$ 번째 송신기와 수신기 사이의 거리이고,  $n_i$ 는 거리 측정 잡음을 의미한다. (2)식에서 측정 잡음이 없다고 가정하고 각 식끼리 빼면 다음식과 같이 된다.

$$(x_i - x_{i+1})x_t + (y_i - y_{i+1})y_t + (z_i - z_{i+1})z_t = b_i \tag{3}$$

$$\text{여기서, } b_i = \frac{1}{2} \{ (x_i^2 - x_{i+1}^2 + y_i^2 - y_{i+1}^2 + z_i^2 - z_{i+1}^2) - (d_i^2 - d_{i+1}^2) \}$$

위의 식을 행렬 형태로 나타내면  $G\mathbf{a} = \mathbf{b}$ 가 되며, 여기서

$$G = \begin{bmatrix} (x_1 - x_2)(y_1 - y_2)(z_1 - z_2) \\ (x_2 - x_3)(y_2 - y_3)(z_2 - z_3) \\ (x_3 - x_4)(y_3 - y_4)(z_3 - z_4) \\ (x_4 - x_5)(y_4 - y_5)(z_4 - z_5) \\ (x_5 - x_6)(y_5 - y_6)(z_5 - z_6) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{a} = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \end{bmatrix}$$

이다. 이 때, 거리 측정 잡음을 고려하면,  $G\mathbf{a} = \mathbf{b} + \mathbf{e}$ 가 된다. 여기서,  $\mathbf{b}$ 는 거리 측정 잡음을 고려한 경우의  $\mathbf{b}$ 이며,  $\mathbf{e}$ 는 오차 항이다. 이 경우, 최소 제곱(LS: least squares) 추정하는 다음 식에 의해 구해진다.

$$\mathbf{a} = [x_t \ y_t \ z_t]^T = (G^T G)^{-1} G^T \mathbf{b} \tag{4}$$

방법 2에서 RDOA 측정지들은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r_{i,1} = \frac{(d_{i,t} - d_{1,t}) + n_{1,1}}{\sqrt{(x_t - x_i)^2 + (y_t - y_i)^2 + (z_t - z_i)^2}} - \frac{(d_{i,t} - d_{1,t}) + n_{i,1}}{\sqrt{(x_t - x_1)^2 + (y_t - y_1)^2 + (z_t - z_1)^2}} + n_{i,1} \quad i=1,2,3,4,5,6 \tag{5}$$

여기서,  $n_{i,1}$ 은 RDOA 측정 잡음이다. 식 (5)에서 측정 잡음이 없다고 가정하고, 양변을 제곱한 후  $d_{1,t}$ 를 중간변수(intermediate variable)로 놓으면 다음 식 (6)과 같이 된다.

$$(x_t - x_1)(x_t - x_i) + (y_t - y_1)(y_t - y_i) + (z_t - z_1)(z_t - z_i) + r_{i,1}d_{1,t} = b'_i \tag{6}$$

$$\text{여기서, } b'_i = \frac{1}{2} \{ (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + (z_i - z_1)^2 - r_{i,1}^2 \}, \quad i=2,3,4,5,6$$

이를 다시 행렬식으로 바꾸면  $G'\mathbf{a}' = \mathbf{b}'$ 가 되며, 여기서

$$G' = \begin{bmatrix} (x_2 - x_1)(y_2 - y_1)(z_2 - z_1) r_{2,1} \\ (x_3 - x_1)(y_3 - y_1)(z_3 - z_1) r_{3,1} \\ (x_4 - x_1)(y_4 - y_1)(z_4 - z_1) r_{4,1} \\ (x_5 - x_1)(y_5 - y_1)(z_5 - z_1) r_{5,1} \\ (x_6 - x_1)(y_6 - y_1)(z_6 - z_1) r_{6,1} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{a}' = \begin{bmatrix} x_t - x_1 \\ y_t - y_1 \\ z_t - z_1 \\ d_{1,t} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b}' = \begin{bmatrix} b'_2 \\ b'_3 \\ b'_4 \\ b'_5 \\ b'_6 \end{bmatrix} \tag{7}$$

이다. 이 때, RDOA 측정 잡음을 고려하면  $G'\mathbf{a}' = \mathbf{b}' + \mathbf{e}'$ 이 된다. 여기서,  $\mathbf{b}'$ 는 RDOA 측정 잡음을 고려한 경우의  $\mathbf{b}'$ 이며,  $\mathbf{e}'$ 는 이 경우의 오차 항이다. LS 추정하는 다음 식에 의해 구해진다.

$$\mathbf{a}' = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4]^T = [(x_t - x_1) \ (y_t - y_1) \ (z_t - z_1) \ d_{1,t}]^T \tag{8}$$

$$= (G^T G)^{-1} G^T \vec{b}$$

따라서,  $(x_t, y_t, z_t)$ 의 값은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$(x_t, y_t, z_t) = ((a_1 + x_1), (a_2 + y_1), (a_3 + z_1)) \quad (9)$$

전, 후방 수신부의 위치  $(x_f, y_f, z_f)$ ,  $(x_r, y_r, z_r)$ 가 위의 방법 1, 2에 의해 추정되면, 이동로봇의 위치  $(x, y, z)$ 와 heading(방향각)  $\theta$ 는 다음 식에 의해서 구할 수 있다.

$$x = \frac{x_f + x_r}{2}, y = \frac{y_f + y_r}{2}, z = z_f = z_r, \theta = \tan^{-1} \left( \frac{y_f - y_r}{x_f - x_r} \right) \quad (10)$$

## 2.2.2 이동 로봇 방정식과 센서 네트워크 정보에 의한 추정

센서 네트워크에 의한 측정 방정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_k = H_k r_k + v_k \quad (11)$$

여기서,  $H_k$ 는 측정 행렬로 3x3 단위 행렬이고,  $v_k$ 는 측정 잡음으로서 0 평균이고 공분산 행렬이  $G$ 라고 가정한다. 로봇 방정식 (1)과 관측 방정식 (11)에 의해서 이동로봇의 상태 벡터를 추정하기 위한 확장 칼만 필터(EKF) 알고리즘은 다음과 같이 표현된다[4].

$$A_{k-1} = \frac{\partial f}{\partial r} \Big|_{\hat{r}_{k-1}^+} \quad (12)$$

$$\hat{r}_k^- = f(\hat{r}_{k-1}^+, u_{k-1}, 0)$$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1}^+ A_{k-1}^T + Q$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + G)^{-1}$$

$$\hat{r}_k^+ = \hat{r}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{r}_k^-)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^-$$

## 2.3 시뮬레이션

초음파 센서 네트워크 시스템의 측정 데이터만을 이용하여 이동로봇의 자기 위치를 추정하는 방법과 EKF를 이용하여 센서 네트워크 정보와 로봇 방정식을 융합하여 이동로봇의 자기 위치를 추정하는 방법의 성능을 비교하기 위해 시뮬레이션을 수행하였다.

초음파 센서 네트워크 시스템은 공간상에 가로, 세로, 높이가 각각 2000mm, 2000mm, 1450mm인 직사각형모양의 구조물에 설치되는 것으로 가정하였으며, 이 때 각 수신기의 3차원 좌표는 다음과 같이 하였다.

$$T_1 = [0, 0, 1450]^T$$

$$T_2 = [1000, 0, 1450]^T$$

$$T_3 = [2000, 0, 1450]^T$$

$$T_4 = [2000, 2000, 1450]^T$$

$$T_5 = [1000, 2000, 1450]^T$$

$$T_6 = [0, 2000, 1450]^T$$

또한, 이동로봇의 높이는 250mm, 이동로봇 위에 설치된 전방 수신기( $P_f$ )와 후방 수신기( $P_r$ ) 사이의 거리는 150mm로 가정하였다. 그리고 이동로봇의 이동 궤적을 속도( $v_k$ )를 일정하게 유지하고 각속도는  $\omega_k = 2\pi/P$ 로 하여, 시스템 잡음이 없을 경우  $P$  시간 동안 원 궤적을 그리는 것으로 하였다.

시뮬레이션은 다음과 같은 4가지 경우에 대하여 실행하였다.

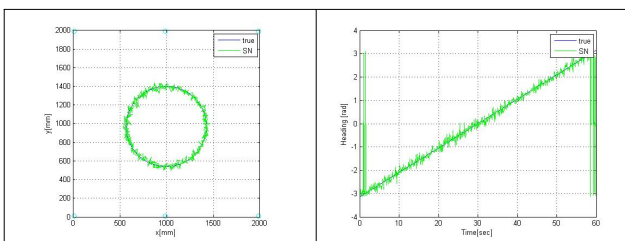
경우 1. 센서 네트워크 정보(방법 1)

경우 2. 센서 네트워크 정보(방법 2)

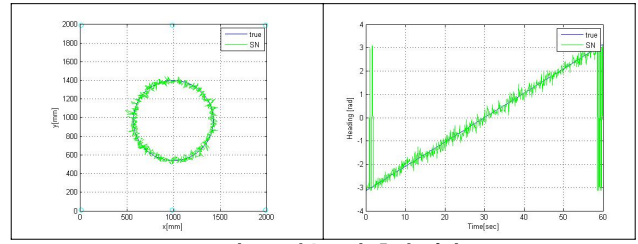
경우 3. 로봇 방정식 + 센서 네트워크 정보(방법 1)

경우 4. 로봇 방정식 + 센서 네트워크 정보(방법 2)

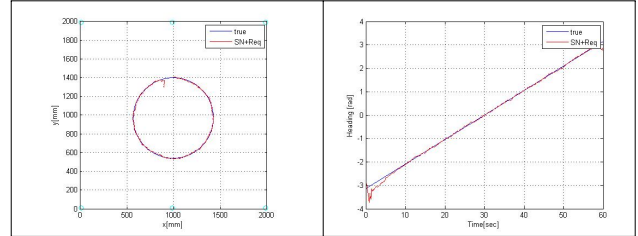
그림 2~5는 각 경우에 대하여 이동로봇의 위치 및 heading을 추정한 결과를 보여준다.



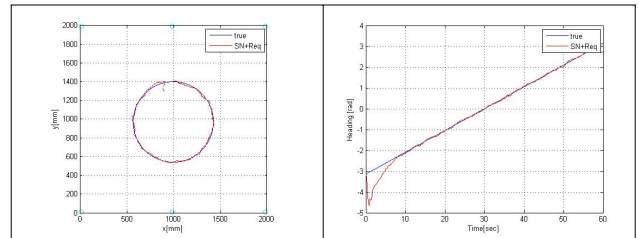
〈그림 2〉 경우 1의 추정 결과



〈그림 3〉 경우 2의 추정 결과



〈그림 4〉 경우 3의 추정 결과



〈그림 5〉 경우 4의 추정 결과

## 3. 결 론

본 연구에서는 초음파 센서 네트워크 시스템을 이용한 로봇의 자기 위치 추정에 관하여 다양한 방법으로 시뮬레이션을 하여 비교해 보았다. 시뮬레이션 결과에서 보듯이 센서 네트워크 시스템만을 사용한 것 보다 센서 네트워크에 이동 로봇 방정식을 융합하여 추정한 것이 더 나은 결과를 가져왔다. 그리고 센서 네트워크로 수신기 위치를 추정함에 있어서 방법 1이 방법2보다는 좀 더 낮은 오차를 보이며 궤적을 추적하는 것을 확인할 수 있었다.

센서 네트워크와 로봇 방정식을 이용한 이동로봇의 위치 추정에 대한 시뮬레이션 결과에 대하여 향후 실험을 통한 추정 결과를 확인하는 연구가 이루어져야함과 동시에 로봇 내부 센서를 이용한 정보를 같이 융합하여 더욱 정확한 추정결과를 보이도록 하는 연구가 추가되어야 할 것이다. 또한 초음파 센서 네트워크 정보에 의한 수신기 위치의 추정 시에 측정 잡음을 고려하는 경우 측정 방정식에 단순히 0 평균의 오차 항을 추가하는 것으로 모델링하여 LS 추정 기법을 사용하였는데, 측정 방정식에 대한 좀 더 정확한 모델링과 이에 적합한 추정 기법을 사용하면 보다 정확한 위치 추정이 가능하리라 생각된다.

## [참 고 문 헌]

- [1] 이수영, 진재호 “전역 초음파 시스템을 이용한 이동 로봇의 자기 위치 추정” Journal of Control, Automation, and Systems Engineering, Vol.9, No.2, pp.145-151, 2003.
- [2] S.Y. Kim, K. S. Yoon, D. H. Lee, and M. H. Lee, “The Localization of a Mobile Robot Using a Pseudolite Ultrasonic System and a Dead Reckoning Integrated System,” International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol. 9, No.2, pp.339-347, 2011.
- [3] K.W. Cheung, H.C. So, W.K.,Ma, and Y.T. Chan, “A Constrained Least Squares Approach to Mobile Positioning: Algorithms and Optimality,” EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Vol. 2006, Article ID 20858, pp. 1-23, 2006.
- [4] D. Simon, Optimal State Estimation - Kalman, H-infinity and Nonlinear Approaches, Wiley Interscience, 2006.