

# 이동로봇의 Localization을 위한 Gyro sensor에 의한 Odometry Error 보정에 관한 연구

## Odometry error correction by Gyro sensor for mobile robot localization

박시나\*, 노영식\*\*, 최원태\*\*\*, 홍현주\*\*\*\*

울산대학교 전기전자정보시스템 공학부, 케피코(주)

Shi-Na Park, Young-Shick Ro, Won-Tai Choi, Hyun-Ju Hong

School of Electric-Electronic Information System Engineering University of Ulsan, KEFICO

**Abstract** - To make the autonomous mobile robot move in the unknown space, we have to know the information of current location of the robot. So far, the location information that was obtained using Encoder always includes Dead Reckoning Error, which is accumulated continuously and gets bigger as the distance of movement increases. In this paper, we analyse the effect of the size of the two wheels of the mobile robot and the wheel track of them among the factors of Dead Reckoning Error. And after this, we compensate this Dead Reckoning Error by Kalman filter using Gyro Sensors. To accomplish this, we develop the controller to analyse the error components of Gyro Sensor and to minimize the error values. We employ the numerical approach to analyse the error components by linearizing them because each error component is nonlinear. And we compare the improved result through simulation.

**Key Words** : Indirect Kalman filter, Gyro Sensor, Odometry, Localization, mobile robot

### 1. 서론

Localization이란 이동로봇의 현재 위치 인식을 말한다. 그 동안 Localization을 위해 가장 널리 사용된 방법은 Odometry이다. 하지만, Odometry는 error의 축적한다는 단점을 가지고 있다. 따라서, 주행거리가 멀어진다면 축적된 Odometry에 의한 위치 정보는 신뢰할 수 없게 된다. 이에 Odometry error를 감소하기 위해 Borenstein[1]은 Odometry error를 System error와 Nonsystem error로 분석하여 system error를 calibration하는 방법을 제안하였으며, Barashan과 Durrant[2]는 Gyro 센서를 이용하여 error를 보정하였다. 그 동안 Gyro 센서를 이용한 에러 보정 방법은 주로 Linearized Kalman Filter(LKF)와 Extended Kalman Filter(EKF)에 의해 이루어졌다[3][4][5]. 이 외에도 Landmark를 이용하여 로봇의 위치를 보정하거나, active beacon을 이용한 방법이 이용되어 왔다. 그러나, Landmark나 active beacon을 이용한 방법은 외부 환경에 의해 절대적인 영향을 받으므로 로봇이 스스로 위치 인식을 하지 못하는 경우가 발생할 수도 있다.

본 논문에서는 Odometry에 의한 Error를 보정하기 위해 Odometry Error를 분석하고, Gyro를 이용하여 Indirect Kalman Filter에 의해 Error 성분을 최소화 하였다[6]. 또한, 제안된 알고리즘의 유효성을 확인하기 위해 실험을 통하여 증명하였다.

### 2. Error Model

#### 2.1 Wheel Encoder Error Model

Encoder에 의한 이동로봇의 Kinematic는 그림 1과 같이 각 바퀴의 이동량( $dl$ ,  $dr$ )과 바퀴사의 거리( $D$ )에 의해 결정된다. 그리고, 실제 이동 로봇의 위치는 하드웨어적인 오차  $u_r$ ,  $u_l$ 와 모델링 오차  $\varepsilon_r$ ,  $\varepsilon_l$ 로 구분할 수 있다. 이를 고려한 것이 식(1)~(4)이다.

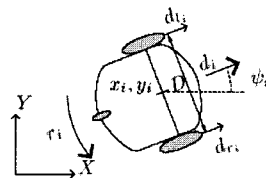


그림1 Mobile robot kinematics

$$\begin{aligned} d_{r_i}^o &= (1 + \mu_{r_i})d_{r_i} + \varepsilon_{r_i}, \\ d_{l_i}^o &= (1 + \mu_{l_i})d_{l_i} + \varepsilon_{l_i}, \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} d_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l) &= \frac{d_{r_i}^o + d_{l_i}^o}{2} \\ &= \frac{(1 + \mu_r)}{2}d_r + \frac{(1 + \mu_l)}{2}d_l + \frac{\varepsilon_r}{2} + \frac{\varepsilon_l}{2} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} r_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l, \Delta D_i) &= \frac{d_{r_i}^o - d_{l_i}^o}{D^o} \\ &= \frac{(1 + \mu_r)d_r - (1 + \mu_l)d_l + \varepsilon_r + \varepsilon_l}{D + \Delta D_i} \end{aligned} \quad (3)$$

저자 소개

\* 울산大學 전기전자정보시스템공학과 碩士課程

\*\* 울산大學 전기전자정보시스템공학과 教授 · 工博

\*\*\*울산大學 전기전자정보시스템공학과 碩士課程

\*\*\*\* 케피코(주) 연구원

$$\vec{p}_{i+1}^o = \vec{p}_i^o + \begin{pmatrix} d_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l) \cos(\psi_i^o) \\ d_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l) \sin(\psi_i^o) \\ r_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l, \Delta D_i) \end{pmatrix} \quad (4)$$

여기서,  $r_i$  이동로봇의 회전 변화량이다. 이동로봇의 진행 방향에 대한 표현은  $\Psi$ 로 표현한다. 따라서, Encoder에 의한 이동로봇의 좌표는 식(4)에 의해 표현된다.

## 2.2 Gyro Model

자이로의 출력 신호는 식(5)로 표현된다[7].

$$\begin{aligned} r_i^g &= (1 + \beta_i)r_i + \eta_i + \eta_{static} + \varepsilon_{g_i} \\ &= (1 + \beta_i)\frac{d_{r_i} - d_{l_i}}{D} + \eta_i + \eta_{static} + \varepsilon_{g_i} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,  $\beta_i$ 는 scale factor error이며,  $\eta_i$ 는 bias,  $\eta_{static}$ 는 static drift,  $\varepsilon_{g_i}$ 는 noise이다.

$\eta_{static}$ 와  $\eta_i$ 는 자이로 특성 실험을 통해서 제거 될 수 있다. 따라서, 자이로에 의한 각도는 식 (6)과 같이 표현된다.

$$\psi_{i+1}^g = \psi_i^g + r_i^g(\beta_i, \eta_i, \varepsilon_{g_i}) \quad (6)$$

## 3. Localization Model

### 3.1 Process Model

위에서 언급한 Error Model을 이용한 state vector는 식(7)과 같이 표현 할 수 있으며, 센서 noise vector는 (8), Error noise vector는 (9)로 표현할 수 있다.

$$\vec{x}_i = (\vec{p}_i^o, \mu_r, \mu_l, \Delta D_i, \psi_i^g, \beta_i, \eta_i)^T \quad (7)$$

$$\vec{\varepsilon}_i = (\varepsilon_r, \varepsilon_l, \varepsilon_{g_i})^T \quad (8)$$

$$\vec{\xi}_i = (0, 0, 0, \varepsilon_{\mu_r}, \varepsilon_{\mu_l}, \varepsilon_{\Delta D_i}, 0, \varepsilon_{\beta_i}, \varepsilon_{\eta_i})^T \quad (9)$$

따라서, 위의 식을 이용한 시스템 방정식은 식(10)과 표현할 수 있다. 식 (10)은 비선형 방정식이다. 이를 선형화하기 위해서는 Jacobian 행렬을 이용한다.

$$\begin{pmatrix} \vec{p}_{i+1}^o \\ \mu_{r,i+1} \\ \mu_{l,i+1} \\ \Delta D_i \\ \psi_{i+1}^g \\ \beta_{i+1} \\ \eta_{i+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{p}_i^o \\ \mu_r \\ \mu_l \\ \Delta D_i \\ \psi_i^g \\ \beta_i \\ \eta_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l) \cos(\psi_i^o) \\ d_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l) \sin(\psi_i^o) \\ r_i^o(\mu_r, \mu_l, \varepsilon_r, \varepsilon_l, \Delta D_i) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ r_i^g(\beta_i, \eta_i, \varepsilon_{g_i}) \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \vec{\xi}_i \quad (10)$$

$$= \vec{f}_i(\vec{x}_i, \vec{\varepsilon}_i, \vec{\xi}_i)$$

Pertubative vector는 식 (11)로 표현되며, Error state vector는 식 (12)로 표현된다.

$$\vec{\delta x}_{i+1} = A_i \vec{\delta x}_i + \Gamma_i \vec{\varepsilon}_i + \vec{\xi}_i \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \vec{\delta x}_i &= \vec{x}_i - \vec{x}_i^{ideal} \\ &= (\delta p_i^o, \mu_r, \mu_l, \Delta D_i, \delta \psi_i^g, \beta_i, \eta_i)^T \end{aligned} \quad (12)$$

$$A_i = \frac{\partial \vec{f}_i}{\partial \vec{x}} \Big|_{\vec{x}_i = \vec{x}_i^{ideal}} \quad \text{이며,} \quad \Gamma_i = \frac{\partial \vec{f}_i}{\partial \vec{\varepsilon}_i} \Big|_{\vec{x}_i = \vec{x}_i^{ideal}} \quad \text{이다.}$$

## 3.2 Observation Model

Observation model은 Encoder에 의해 구해진 각도와 Gyro에 의해 구해진 각도 차이를 나타낸다. 따라서, 식 (13)과 같이 표현할 수 있다.

$$z_i^{og} = r_i^o(\vec{x}_i) - r_i^g(\vec{x}_i) = g_i(\vec{x}_i) \quad (13)$$

위 식을 선형화하면 식(14)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \delta z_i^{og} &= \frac{\partial g_i}{\partial \vec{x}_i} \Big|_{\vec{x}_i = \vec{x}_i^{ideal}} \vec{\delta x}_i + \frac{\partial g_i}{\partial \vec{\varepsilon}_i} \Big|_{\vec{x}_i = \vec{x}_i^{ideal}} \vec{\varepsilon}_i + \kappa_i \\ &= \delta r_i^o - \delta r_i^g \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{a_r}{D} & -\frac{a_l}{D} & -\frac{a_r - a_l}{D^2} & 0 \\ & & & -\frac{a_r - a_l}{D} & -1 & & \end{pmatrix} \vec{\delta x}_i \\ &\quad + \begin{pmatrix} \frac{1}{D} & -\frac{1}{D} & -1 & & & & \end{pmatrix} \vec{\varepsilon}_i + \kappa_i \\ &= H_i \vec{\delta x}_i + Y_i \vec{\varepsilon}_i + \kappa_i. \end{aligned} \quad (14)$$

## 4. Indirect Kalman Filter

IKF에 의한 시스템 모델은 식(15)와 같다.

$$\begin{aligned} \vec{\delta x}_{i+1} &= A_i \vec{\delta x}_i + \Gamma_i \vec{\varepsilon}_i + \vec{\xi}_i \\ \delta z_i &= H_i \vec{\delta x}_i + Y_i \vec{\varepsilon}_i + \kappa_i \end{aligned} \quad (15)$$

여기서,  $\vec{\xi}_i$ 와  $\kappa_i$ 는 noise 성분으로 아래와 같이 분석할 수 있다.

$\vec{\xi}_i \sim N(0, Q)$  : 센서 noise로 white noise이다.

$\vec{\xi}_i \sim N(0, G)$  : process 모델의 noise이다.

$\kappa_i \sim N(0, R)$  : 측정 모델의 noise이다.

식(15)의 연산결과와 참값의 오차를 최소화하기 위한 IKF 식은 식(16)으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} K_i &= (A_i P_i H_i^T + \Gamma_i Q_i \Gamma_i^T)(H_i P_i H_i^T + r_i Q_i^T r_i^T + R_i)^{-1} \\ \widehat{\delta x}_i &+ \Gamma_i A_i \widehat{\delta x}_i + K_i(\widehat{\delta z}_i - H_i \widehat{\delta x}_i) \\ P_{i+1} &= (A_i - K_i H_i) P_i (A_i - K_i H_i)^T + K_i r_i Q_i r_i^T K_i^T \\ &\quad - K_i r_i Q_i \Gamma_i^T + K_i R_i K_i^T - \Gamma_i Q_i \Gamma_i^T K_i^T \\ &\quad + G_i + \Gamma_i Q_i \Gamma_i^T \end{aligned} \quad (16)$$

## 5. 실험

### 5.1 실험환경

이동로봇은 TRC의 LABMATE이며, 자이로 센서는 silicon sensing systems사의 CRS-03을 이용하였다. H/W 구

성은 그림 2와 같이 센서 정보를 Mobile robot 제어기에서 취득하여 직렬통신을 이용하여 이동 로봇의 위치계산용 PC에 보낸다. 각 센서의 Sampling time은 표1과 같이 설정하였다.

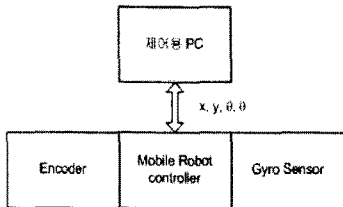


그림 2. Mobile Robot H/W 구조



그림 3 Labmate

표 1. sampling time

	Sampling time
Encoder	100ms
Gyro	10ms

## 5.2 실험

실험은 4m\*4m의 사각형 형태의 경로를 각 5회 주행 후 Odometry에 의해 실험한 결과와 Gyro를 이용한 IKF에 의한 값을 비교하였다. 실험 결과 위치 오차와 각도 오차가 줄어든 것을 표4를 통해 알 수 있다. 실험을 위한 초기 값은 센서의 특성실험과 시행착오에 의해 결정하였다.

표 2 위치 및 각도의 오차 평균

	Odometry	IKF
x [mm]	148	74
y [mm]	156	72
θ [deg]	9.39	4.24

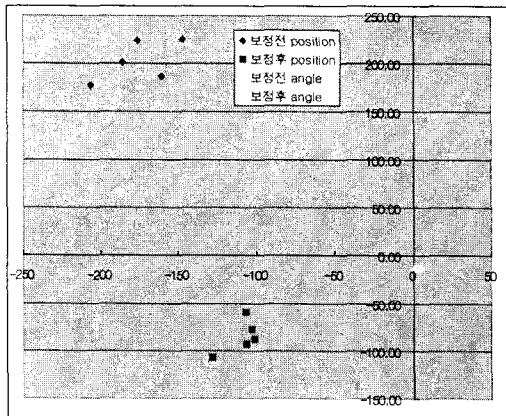


그림 4 Odometry 와 IKF에 의한 오차

## 6. 결론

IKF에 의한 이동로봇의 localization error 보정을 위한 방법은 Encoder와 Gyro의 측정에 의한다. 따라서, 두 센서의 Error를 선형화 한 Error 모델을 이용하여, IKF에 적용하였

다. 실험 결과 Encoder에 의한 Odometry error를 보정함을 알 수가 있다. 제안된 알고리즘을 이용하여 이동로봇의 자율주행을 수행한다면 좀 더 정확한 위치 인식을 할 수 있다는 것을 알 수 있다.

자이로 센서도 오차가 발생하게 된다면 누적되므로 향후에는 GPS와 같이 절대 위치 정보를 얻을 수 있는 방법을 추가해 준다면 주행거리가 길어지더라도 계속 정확한 위치 정보를 획득 할 수 있다.

제안된 알고리즘을 활용하여 Map building을 한다면 SLAM(Simultaneous Localization And Map building)에 적용가능하다. 따라서, 향후 과제로 SLAM에 활용할 수 있는 방안을 연구하여 좀 더 정확한 위치 인식 및 지도 작성에 이용할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Borenstein, J., and Feng, L. 1996a. Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots. IEEE Transactions on Robotics and Automation 12:869 - 880.
- [2] Barshan, B., and Durrant-Whyte, H. F. 1995. Evaluation of a solid-state gyroscope for robotics applications. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 44:61 - 67.
- [3] Borenstein, J. 1998. Experimental evaluation of a fiber optics gyroscope for improving dead-reckoning accuracy in mobile robots. In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 3456 - 3461.
- [4] Borenstein, J., and Feng, L. 1996b. Gyrodometry: A new method for combining data from gyros and odometry in mobile robots. In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol. 1, pp. 423 - 428.
- [5] Park, K., Chung, D., Chung, H., and Lee, J. 1996. Dead reckoning navigation of a mobile robot using an indirect Kalman filter. In Proc. IEEE/SICE/RSJ Int. Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 132 - 138.
- [6] Alexander Rudolph, 2003. Differential Odometry Errors in Mobile Robotics with Redundant Sensor Information. The International Journal of Robotics Research, pp.117-128.
- [7] Beyer, J. 1993. Nichtlineare Schätzung inertialer Navigationsgrößen durch die fehlertolerante Verarbeitung zusätzlicher Stützinformation. PhD Thesis, Darmstadt University of Technology, Germany.