

확장칼만필터를 이용한 이동로봇의 위치와 자세 추정 시스템

진광식*, 윤태성
 창원대학교 전기공학과

The Position and Heading Estimation System of Mobile Robot Using the Extended Kalman Filter

Kwang Sik Jin*, Tae sung Yun
 Department of Electrical engineering, Changwon University

Abstract - 이동로봇은 주행성을 가지며 설정된 이동 경로에 따라 목적지까지 자율적으로 이동하기 위해서는 이동로봇의 실제 위치에 대한 정확한 정보가 확보되어야 한다. 정보확보를 위해서 보통 엔코더, 자이로센서, 비전센서, 레이저 거리등의 센서를 주로 사용한다. 본 연구에서 주행중인 이동로봇의 위치는 상대센서인 엔코더를 통해 측정된 운동변화량과 출발점에서 이동로봇의 위치로부터 자기유도 주행방법에 의해 계산된다. 이들 상대센서는 이동로봇의 실제 이동에 따라 주행거리 및 주행 방향 변화를 항상 측정할 수 있으므로, 전체 주행구간에 걸쳐 이동로봇의 위치를 연속적으로 추정할 수 있다는 장점이 있으나, 상대센서 측정값에 발생한 오차가 위치 평가값이 연속적으로 누적되므로 실제 위치에 대한 오차가 발생하는 단점이 있다. 즉, 바닥의 미끄럼, 요철, 로봇의 요동(Vibration)등 큰 오차의 요인이 된다. 본 연구에서는 위치를 직접 추정하지 않고 엔코드에서 나온 위치오차, Heading 오차, 자체 엔코드오차 그리고, 자이로 오차와 지자기 센서 오차를 Extended Kalman Filter를 통해 추정하여 이 오차를 다시 위치 계산과 Heading에 되돌려 줌으로서 오차를 보정하는 방법을 제시한다.

1. 서 론

이동로봇의 현재 위치를 계산하는 문제는 중요한 문제가 된다. 주행성을 가지며 목적지 까지 가기 위해서는 현재 위치를 계산해야 되고 이를 바탕으로 경로를 설정해야 된다. 이와 같이 이동로봇의 위치 계산에는 보통 엔코드 센서를 이용한 추측항법(Dead Reckoning)을 이용한 내부 주행을 사용하여 자세와 방향을 측정하여 위치를 계산한다. 그러나 이 방법에는 어떤 센서들의 도움없이 항상 실시간으로 주행거리(위치)와 방향(자세)를 전체구간에 걸쳐 연속적으로 추정하는 것이 가능한 장점이 있는 반면 측정값에 발생한 오차가 위치 평가값이 연속적으로 누적되므로 실제 위치에 대한 오차가 발생하는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해서는 다른 센서들을 상호보완적으로 사용해야 된다.

보통 이동로봇에 사용되는 센서로는 엔코더, 자이로센서, 가속도 센서, 레이저 거리, 비전 센서 그리고, 콤파스 센서(지자기 센서)등 여러 가지를 사용한다. 본 논문에서 사용된 센서는 엔코드 센서, 가속도 센서, 자이로센서, 그리고 콤파스 센서등이다. 이동로봇의 위치를 계산하기 위해 많이 사용하는 센서로는 엔코더 센서, 가속도 센서, 자이로 센서이다. 그리고, 자세 즉, 방향을 측정하는 센서로는 엔코더 센서, 자이로 센서, 자자기 센서등을 주로 많이 사용한다. 이들 센서들은 하나같이 에러를 동반한 값이 측정된다. 즉, 로봇자체의 기구학적 에러와 더불어 센서 바이어스, 센서 환산계수, 온도, 시간, 그리고 주위 환경열화등 많은 에러를 유발하는 요인이 있다. 이들의 에러값은 정규적으로 나타나는 에러와 비정규적으로 나타나는 에러가 있다[6].

본 논문에서는 이 에러값을 보상해주기 위해 확장칼만

필터를 이용하며 센서의 에러값을 보정하도록 설계하였다. 이전의 연구에서는 이들 센서의 에러값을 보정하지 않고 직접 센서에서 얻은 값을 이용하여 위치와 자세를 계산하는 방법을 주로 이용해 왔다. 이는 칼만필터의 공분산이 발산할수 있는 여지가 충분이 내재해 있어 정확한 이동로봇의 위치와 자세를 계산할 수가 없다. 이를 위해서 본 논문에서는 이동로봇의 위치와 자세를 직접 추정하지 않고 위치 에러, 자세 에러값을 각각 센서를 통해서 얻어 간접적으로 칼만필터를 이용하여 각 센서의 에러값을 유도하여 다시 센서의 실제 값에 보상해주는 방법을 이용하였다.

2. 센서에 의한 위치와 자세 계산

2.1 센서에 의한 위치와 자세 평가

추측항법에는 주로 엔코드를 내부주행계로 이용하여 위치와 자세를 계산한다. 이 엔코드 센서는 좌우 바퀴에 연결하여 각각 바퀴의 이동거리와 로봇의 방향을 얻을 수 있다. 즉, 외부의 다른 센서의 도움없이 실시간으로 위치와 방향을 추정하여 계산할수 있는 장점이다. 그러나 바닥의 미끄럼, 요철, 로봇의 요동등의 외부 요인에 의해 에러가 누적되는 단점이 있다. 가속도 센서는 가속도를 측정하는 센서로 이를 한번 적분으로 속도를 두 번 적분으로 로봇의 이동거리를 계산할 수 있다. 그러나 거리의 에러가 누적되면 로봇의 위치에러가 증가한다. 자이로 센서는 각속도가 측정된다. 각속도는 이동로봇의 자세(방향)를 측정하는 센서로 사용된다. 그리고, 지자기 센서는 지자기 센서로서 자북의 위치를 항상 측정이 가능하며, 이동로봇의 방향을 결정하는데 이용한다. 본 논문에서는 엔코드 센서는 위치와 방향을 계산하고, 가속도 센서는 위치를, 자이로 센서와 콤파스 센서는 방향을 각각 계산하여 위치에러와 방향에러를 보정하는 데 이들 센서를 이용한다.

2.1.1 이동로봇의 시스템

그림1은 이동로봇의 시스템에 엔코드를 이용한 항법 시스템을 나타낸 것으로 좌우 바퀴에 엔코드가 달려있다.

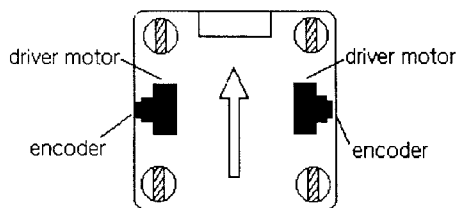


그림 1. 이동로봇 시스템

Fig. 1. The mobile robot system

2.1.2 이동로봇의 시스템 운동학

추측방법에 의한 주행방법은 어느 특정 샘플링 시간에서 이동로봇의 위치와 자세 $(x_{k+1}, y_{k+1}, \theta_{k+1})$ 를 전 샘플링 시간에서의 위치와 자세값 (x_k, y_k, θ_k) 과 엔코더로 측정된 두 시간 사이의 이동로봇의 이동 거리량과 주행 변화량을 사용하여 계산하는 방법이다. 그림2는 이동로봇의 기하학을 나타낸 것이다.

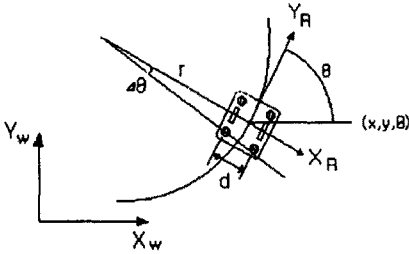


그림2. 이동로봇의 기하학

Fig. 2. The geometry of the mobile robot

이동로봇은 시스템 운동학으로 볼 수 있으므로, 이동로봇의 위치와 자세 (x_k, y_k, θ_k) 는 시스템의 상태변수이다. 여기서 좌우 엔코더에 측정된 이동변위는 R_k, L_k 로 나타내었다. 이동로봇의 자세의 변화량은 $\Delta\theta_k$ 와 회전반경 r_k 는 식(1)과 같다.

$$\Delta\theta_k = \frac{R_k - L_k}{d}$$

$$r_k = \frac{d}{2} \frac{R_k + L_k}{R_k - L_k} \quad (1)$$

여기서, d 는 바퀴사이의 거리를 나타낸다. 이동로봇의 위치와 자세 계산은 식(1)을 이용하면 식(2)와 같이 유도된다.

$$x_{k+1} = x_k + r_k \sin(\theta_k + \Delta\theta_k)$$

$$y_{k+1} = y_k + r_k \cos(\theta_k + \Delta\theta_k)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_k \quad (2)$$

여기서 운동학을 고려하면 식(3)과 같이 유도된다.

$$x_{k+1} = x_k + r_k (\cos \theta_k \sin \Delta\theta_k + \sin \theta_k (\cos \Delta\theta_k - 1))$$

$$y_{k+1} = y_k + r_k (\sin \theta_k \sin \Delta\theta_k - \cos \theta_k (\cos \Delta\theta_k - 1))$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_k \quad (3)$$

식(3)에서 특이성을 제거하면 식(3)을 식(4)를 이용하여 식(5)와 같이 다시 근사화 시킬 수 있다.

$$\cos x \approx 1 - \frac{1}{2}x^2, \quad \sin x \approx x \quad (4)$$

$$x_{k+1} = x_k - \left(\frac{1}{4d}\right)(R_k + L_k)(R_k - L_k) \sin \theta_k$$

$$+ \left(\frac{1}{2}\right)(R_k + L_k) \cos \theta_k$$

$$y_{k+1} = y_k + \left(\frac{1}{4d}\right)(R_k + L_k)(R_k - L_k) \cos \theta_k$$

$$+ \left(\frac{1}{2}\right)(R_k + L_k) \sin \theta_k$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \left(\frac{1}{d}\right)(R_k - L_k) \quad (5)$$

2.1.3 엔코더 오차 계산

엔코더 오차는 엔코더 환산계수 오차, 왼쪽, 오른쪽 바퀴 거리 오차등의 규칙적인 오차와 불규칙한 평면을 주행하여 발생하는 환산계수 오차, 바퀴의 미끄러짐에 의

해 발생하는 오차등 불규칙 오차로 나눈다. 규칙오차는 필터를 통해 보정할 수 있다[5,6]. 식(6)은 엔코더의 규칙오차를 포함하여 이동로봇의 위치와 자세를 계산하는 식이다.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - \left(\frac{1}{4d}\right)((R_k + S_{rk}R_k)^2 - (L_k + S_{lk}L_k)^2) \sin \hat{\theta}_k$$

$$+ \left(\frac{1}{2}\right)(R_k + L_k + R_k S_{rk} + L_k S_{lk}) \cos \hat{\theta}_k$$

$$\hat{y}_{k+1} = \hat{y}_k + \left(\frac{1}{4d}\right)((R_k + S_{rk}R_k)^2 - (L_k + S_{lk}L_k)^2) \cos \hat{\theta}_k$$

$$+ \left(\frac{1}{2}\right)(R_k + L_k + R_k S_{rk} + L_k S_{lk}) \sin \hat{\theta}_k$$

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + \left(\frac{1}{d + \delta d_k}\right)((R_k + S_{rk}R_k) - (L_k + S_{lk}L_k))$$

$$\hat{x}_k = x_k + \delta x_k, \quad \hat{y}_k = y_k + \delta y_k$$

$$\hat{\theta}_k = \theta_k + \delta \theta_k \quad (6)$$

$\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{\theta}_k$ 는 이동로봇의 추정된 위치와 자세를 나타내고, x_k, y_k, θ_k 는 이동로봇의 엔코더에서 측정된 위치와 자세의 실제값을 나타낸다. $\delta x_k, \delta y_k, \delta \theta_k$ 는 위치와 자세 오차를 나타내고, δd_k 는 바퀴사이의 거리 오차를 나타낸다. S_{rk}, S_{lk} 는 바퀴에 달려있는 오른쪽 왼쪽 엔코더의 환산계수 오차를 나타낸 것이다. 엔코더에 대한 오차식은 식(6)에서 식(5)의 차이에 의해서 유도할 수 있다. 여기서 $\sin \delta \theta_k \approx \delta \theta_k, \cos \delta \theta_k \approx 1, \delta \theta_k S_{rk} = 0$ 라 가정하면 식(7)과 같이 유도된다[4,5].

$$\delta x_{k+1} = \delta x_k + BS_{rk} + CS_{lk} + A\delta\theta_k, \quad \delta y_{k+1} = \delta y_k + ES_{rk} + JS_{lk} + D\delta\theta_k$$

$$\delta\theta_{k+1} = \delta\theta_k + \frac{R_k}{d} S_{rk} - \frac{L_k}{d} S_{lk} + \frac{L_k - R_k}{d^2} \delta d_k$$

$$B = \sin \theta_k \frac{2R_k^2}{4d} + \sin \theta_k \frac{R_k^2}{4d} S_{rk} - \cos \theta_k \frac{R_k}{2}$$

$$C = -\sin \theta_k \frac{2L_k^2}{4d} - \sin \theta_k \frac{L_k^2}{4d} S_{lk} - \cos \theta_k \frac{L_k}{2}$$

$$A = \cos \theta_k \frac{R_k^2}{4d} - \cos \theta_k \frac{L_k^2}{4d} + \sin \theta_k \frac{R_k}{2} + \sin \theta_k \frac{L_k}{2}$$

$$E = -\cos \theta_k \frac{2R_k^2}{4d} - \cos \theta_k \frac{R_k^2}{4d} S_{rk} - \sin \theta_k \frac{R_k}{2}$$

$$J = \cos \theta_k \frac{2L_k^2}{4d} + \cos \theta_k \frac{L_k^2}{4d} S_{lk} - \sin \theta_k \frac{L_k}{2}$$

$$D = \sin \theta_k \frac{R_k^2}{4d} + \sin \theta_k \frac{L_k^2}{4d} - \cos \theta_k \frac{R_k}{2} - \cos \theta_k \frac{L_k}{2} \quad (7)$$

여기서, 엔코더의 환산계수오차와 바퀴간의 거리오차는 $S_{rk+1} = S_{rk}, S_{lk+1} = S_{lk}, \delta d_{k+1} = \delta d_k$ 와 같이 램덤 상수로 모델링된다.

2.1.3 자이로 센서 오차 계산

식(8)은 자이로 오차를 포함한 자세를 계산한 식이다.

$$\hat{\phi}_{gk+1} = \hat{\phi}_{gk} + \omega \hat{B}_{gk} + \hat{B}_{rk}, \quad \hat{B}_{gk} = B_{gk} + \delta B_{gk}$$

$$\hat{B}_{rk} = B_{rk} + \delta B_{rk}, \quad \hat{\phi}_{gk} = \phi_{gk} + \delta \phi_{gk} \quad (8)$$

여기서, $\hat{\phi}_{gk}$ 는 자이로의 자세를 나타내고, ϕ_{gk} 는 실제값, ω 는 측정된 각속도, \hat{B}_{gk} 는 오차를 포함한 환산계수, B_{gk} 는 환산계수, \hat{B}_{rk} 는 불규칙 바이어스, B_{rk} 는 정규 바이어스를 나타낸다. 그리고, $\delta \phi_{gk}$ 는 자이로 자세오차, δB_{gk} 는 환산계수 오차, δB_{rk} 는 자이로 불규칙 바이어스 오차를 나타낸다. 여기서, $\theta = \phi_g$ 라 둔다.

$$\delta \phi_{gk+1} = \delta \phi_{gk} + \omega \delta B_{gk} + \delta B_{rk}$$

$$\delta B_{gk+1} = \delta B_{gk}, \quad \delta B_{rk+1} = \delta B_{rk} \quad (9)$$

식(9)는 자이로 센서의 자세오차를 나타낸 식으로 참값과 식(8)의 차이에 의해 계산 되었다.

2.1.4 가속도 센서 오차 계산

식(10)은 가속도 센서 오차를 포함한 식으로 이동로봇의 위치를 계산하는 식이다.

$$\begin{aligned}
 a_{x+1} &= a_x + \delta a_x, \quad a_{y+1} = a_y + \delta a_y \\
 S_a &= G_a \int_{t_0}^t a(x, y) dt + \delta S_a \\
 \delta a_x &= \delta B_{ax} + a_x \delta k_x \\
 \delta a_y &= \delta B_{ay} + a_y \delta k_y \\
 \delta S_a &= \frac{1}{2} \delta a_{x,y} t^2
 \end{aligned} \tag{10}$$

여기서, $\delta B_{ax}, \delta B_{ay}$ 는 가속도계 바이어스 오차를 나타내고, $\delta k_x, \delta k_y$ 는 가속도계 척도 계수 오차, $\delta a_x, \delta a_y$ 는 가속도 오차, G_a 는 가속도 이득, δS_a 는 위치 오차를 계산하는 식이다.

2.1.4 지자기 센서 오차 계산

식(11)은 지자기오차를 포함한 자세를 계산하는 식이다.

$$\begin{aligned}
 \hat{\phi}_{ck+1} &= \hat{\phi}_{ck} + \hat{B}_{ck}, \quad \hat{B}_{ck} = B_c + \delta B_{ck} \\
 \hat{\phi}_{ck} &= \phi_{ck} + \delta \phi_{ck} \\
 \delta \phi_{ck+1} &= \phi_{ck} + \delta B_{ck}, \quad \delta B_{ck+1} = \delta B_{ck}
 \end{aligned} \tag{11}$$

식(12)는 지자기 오차와 참값의 차이에 의한 식으로 자세를 나타낸 식이다. 여기서 δB_{ck} 는 지자기 센서의 자기적 바이어스를 나타내고, $\delta \phi_{ck}$ 는 지자기 자세오차, $\hat{\phi}_{ck}$ 는 지자기 자세, B_c 는 자기 바이어스 참값, ϕ_{ck} 는 지자기 자세의 참값을 나타낸다.

2.2 항법 시스템 구성

그림3은 엔코더와 자이로, 가속도, 지자기 센서를 이용한 이동로봇의 항법시스템의 구성도를 나타낸 것이다. 이 항법 시스템은 엔코더의 위치를 가속도 센서로 보정하고, 엔코더의 자세를 자이로와 지자기 센서를 통해서 에러를 보정하는 시스템이다. 이는 칼만필터를 이용하여 상호보완적 시스템으로 시스템의 성능을 향상시킬수 있다.

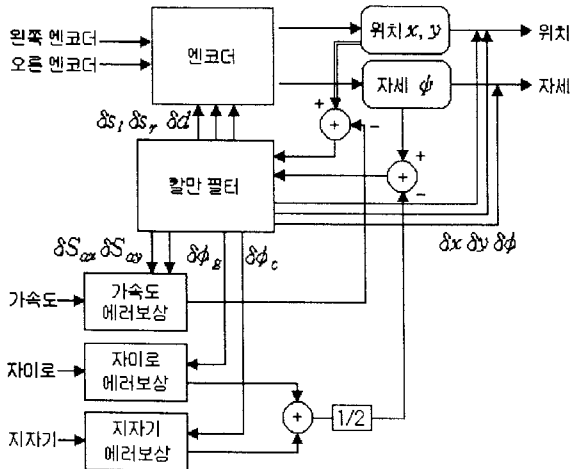


그림 3. 이동로봇의 항법 시스템

Fig.3. Mobile robot navigation system

2.2.1 필터 방정식

확장 칼만필터 방정식은 선형 시스템에서 상태변수를 추정하기 위해 만들어 졌다. 선형모델이 아니면 적용이 불가능하다. 시스템 모델이 비선형이라면 필터링 수식을 유도하는 과정에서 선형화 과정이 필요하다. 이는 직전의 추정된 상태변수를 이용하여 시스템의 모델식과 측정식을 Taylor전개식을 사용하여 근사화를 할 수 있다 [7]. 여기서, 칼만필터에서 시스템 모델 방정식과 측정 모델 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \delta S_{ax+1} \\ \delta S_{ay+1} \\ \delta a_{x+1} \\ \delta a_{y+1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2t^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2t^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & a_x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & a_y \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta a_x \\ \delta a_y \\ \delta B_{ax} \\ \delta B_{ay} \\ \delta k_{ax} \\ \delta k_{ay} \end{bmatrix} \tag{12}$$

식(12)는 가속도 센서의 시스템 에러 모델을 나타낸 것이다. 여기서, $\delta a_x, \delta a_y$ 는 가속도 오차, $\delta k_x, \delta k_y$ 는 가속도계 척도 계수 오차, $\delta B_{ax}, \delta B_{ay}$ 는 가속도계 바이어스 오차를 나타내고, t 는 시간을 나타낸다.

$$\begin{bmatrix} \delta \phi_{gk+1} \\ \delta B_{gk+1} \\ \delta B_{gk+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \omega & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \phi_{gk} \\ \delta B_{gk} \\ \delta B_{gk} \end{bmatrix} \tag{13}$$

식(13)은 자이로 센서의 시스템 에러 모델을 나타낸 것이다.

$$\begin{bmatrix} \delta \phi_{ck+1} \\ \delta B_{ck+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \phi_{ck} \\ \delta B_{ck} \end{bmatrix} \tag{14}$$

식(14)는 지자기 센서의 시스템 에러 모델을 나타낸 것이다. 본 연구에 사용된 지자기 센서는 모듈화가 되어 있어 코일에 인가되는 전압을 직접 측정할 수 없고 외부 단자에 출력되는 자세각만이 측정할 수 있다. 그러므로, 지자기 센서의 자화상태에 따라 지자기센서에 미치는 영향이 다르다. 본 연구에서는 자화원에 미치는 영향에 따라 센서오차가 다르므로 이것을 자기적 바이어스로 표시했다.

$$\begin{bmatrix} \delta x_{k+1} \\ \delta y_{k+1} \\ \delta \phi_{k+1} \\ S r_{k+1} \\ S l_{k+1} \\ \delta d_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & A & B & C & 0 \\ 0 & 1 & D & E & J & 0 \\ 0 & 0 & 1 & R_k/d & -L_k/d_x & (L_k - R_k)/d^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x_k \\ \delta y_k \\ \delta \phi_k \\ S r_k \\ S l_k \\ \delta d_k \end{bmatrix} \tag{15}$$

그리고, 식(15)는 엔코더의 시스템 에러 모델을 나타낸 것이다. 프로세스 잡음(G)은 공분산행렬로 가정한다.

$$\begin{aligned}
 Z_1 &= \hat{\phi} - \hat{\phi} \\
 &= \delta \phi_e - (\delta \phi_g + \delta \phi_c)/2 \\
 &= \delta \phi_e - 1/2 \delta \phi_g - 1/2 \delta \phi_c \\
 Z_2 &= \hat{S}_e - \hat{S}_a \\
 &= \delta x, y - \delta S_a
 \end{aligned} \tag{16}$$

$$Z = \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \phi_e \\ \delta \phi_g \\ \delta \phi_c \\ \delta x \\ \delta y \\ \delta S_{ax} \\ \delta S_{ay} \end{bmatrix} + v \tag{17}$$

식(17)은 측정 모델식을 나타낸 것으로, 식(16)에 의

해서 구할 수 있다. v 는 측정잡음으로 평균이 0인 백색 잡음이다. 식(13)(14)(15)의 시스템 모델과 식(17)의 측정 모델식을 이용하여 칼만필터의 입력으로 사용하였다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{ki} &= P_{ki-1} H_i^* R_i^{-1} \hat{z}_i + \hat{x}_{ki-1} \\ &= K_i (z_i - h_i(\hat{x}_{ki-1})) + \hat{x}_{ki-1} \\ K_i &= P_{ki-1} H_i^* R_i^{-1} = P_{ki-1} H_i^* (H_i P_{ki-1} H_i^* + R_i)^{-1} \\ \hat{x}_{i+1|i} &= f(\hat{x}_{ki}) \\ P_{i+1|i} &= F_i P_{ki-1} F_i^* (F_i P_{ki-1} H_i^* + G_i S_i) R_i^{-1} \times \\ &\quad (F_i P_{ki-1} H_i^* + G_i S_i)^* + G_i Q_i G_i^* \\ R_i^{-1} &= H_i P_{ki-1} H_i^* + R_i \end{aligned} \quad (18)$$

식(18)은 확장칼만필터식을 정리한 것이다. 이 필터식과 추정된 오차를 이용하여 각 센서를 그림3에 보는거와 같이 교정하도록 유도하였다. 본 논문에 사용된 시스템은 센서의 에러를 보상하여 이동로봇의 올바른 위치와 자세를 찾아내는 것이 특징이라 할 수 있다.

2.3 적용결과 및 고찰

그림4는 칼만필터의 위치를 출력한 값을 나타낸 것이다. 직진성분이 y축, 좌우 성분이 x축을 나타낸다.

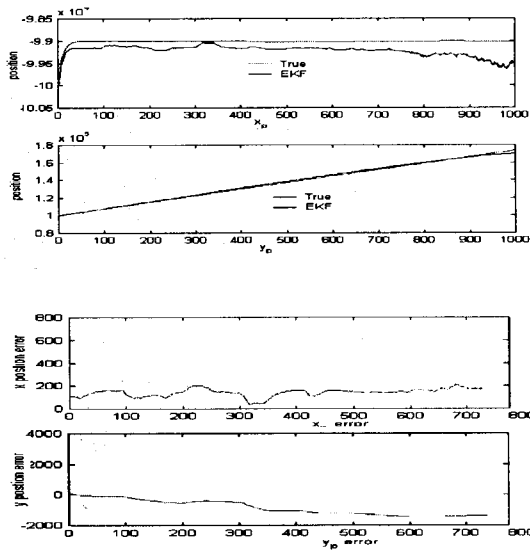


그림4. 이동로봇의 위치와 위치오차
Fig.4. The position and position error value of mobil robot

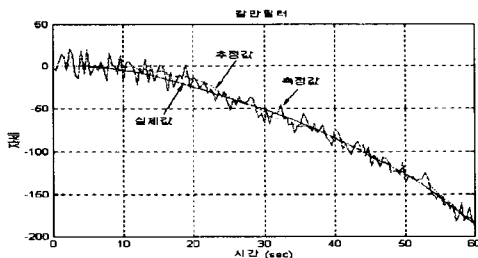


그림5. 이동로봇의 자세 추정값과 실제값
Fig.5. Estimation and real value of mobile robot

그림4는 이동로봇의 위치를 칼만필터를 통해 추정된값을 나타낸 것으로 x축을 보면 비교적 정확히 추정하는 것을 볼 수 있다. y축은 조금더 정확하게 추정하는 것을 볼 수 있다. 그림5는 이동로봇의 자세 추정값과 실제값을 비교한 것이다. 그림에서 보는거와 같이 자세값을 추정하는 것을 볼 수 있다. 적용된 결과는 만족하나 시스템 모델 방정식에서 계산시간이 많이 소요되었다. 이는 시스템 모델 방정식을 간소화했어 적용하면 보다 낮은 결과를 기대한다.

3. 결 론

본 논문에서는 이동로봇의 엔코더 센서와 자이로 센서, 지자기 센서, 가속도 센서의 에러값들을 칼만필터를 통해 오차를 보정하도록 하였다. 엔코더는 위치와 자세를 측정하고, 자이로와 지자기는 자세, 가속도는 위치를 측정하도록 되어있다. 이 시스템은 직접 센서의 출력값을 사용하지 않고 오차값을 이용하여 칼만필터에 되먹임하도록 계산하였다. 이는 필터의 공분산 증가로 인한 파라미터의 변화를 줄일수 있으며, 간접적인 추정방법을 이용하였기 때문에 위치와 자세 오차가 연속적으로 추정과 보정이 가능하다는 장점이 있었다. 그리고, 모든 센서의 상호보완작용으로 인해 더 정확한 위치와 자세를 계산할수 있었다. 본 연구에서는 위치센서를 엔코더와 가속도에만 의존하고 있다. 여기서 위치뿐만 아니라 속도로 병합하여 시스템 메카니즘을 보완하면 보다 정확한 위치를 얻을수 있을것이다. 보완해야 할 것은 이동로봇의 이동거리가 멀수록 오차가 증가하여 일정거리에서는 절대위치를 보정하는 것이 필요하고, 본 논문의 실험결과를 바탕으로 TRC Labmate사의 이동로봇에 직접 적용하여 시스템 모델 방정식의 계산 속도문제를 분석해야 하겠다.

(참 고 문 헌)

- [1] Borenstein, J. and Feng, L. 1995, "Correction of Systematic Dead-reckoning Errors in Mobile Robots," 1995 International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS '95), Pittsburgh, PA, Aug. 5-9 pp569-574.
- [2] Borenstein, J. and Feng, L. 1995. "UMBmark : A Method for Measuring, Comparing, and Correcting Dead-reckoning Errors in Mobile Robots," Technical report UM-MEAM-94-22, University of Michigan.
- [3] Young Hoon Joo, Kwang Bang Woo, Kwang Bae Kim. "A Study on Position Estimation for Mobile Robot Navigation", 1994
- [4] KyuCheol Park, Dohyung Chung, Hakyoung Chngung and Jang Gyu Lee. "Dead Reckoning Navigation of a Mobile Robot Using the Indirect Kalman Filter," *International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Washington D.C. USA, Dec. 8-11, 1996.
- [5] 박규철, 정학영, 이장규, "자이로스코프와 차동 엔코더를 사용한 이동로봇의 추측항법 시스템," *Proceedings of the 12th KACC*, p231-244, October 1997.
- [6] 김천중, 최상욱, 박홍원, 유 준, "칼만필터를 이용한 기동형 관성항법시스템의 교정기법," *Proc. of KACC*, p1077-1080, 1995.
- [7] Greg Welch, Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", UNC-Chapel Hill, TR 95-041, October 19, 1998.

(Acknowledgement)

본 연구는 한국과학기술연구원 지원에 의한 것입니다.