

사각지대를 고려한 이동로봇의 인공표식기반 위치추정시스템

Landmark based Localization System of Mobile Robots Considering Blind Spots

허 동 혁¹, 박 태 형²

Dong Hyeog Heo¹, Tae Hyoung Park²

Abstract This paper propose a localization system of indoor mobile robots. The localization system includes camera and artificial landmarks for global positioning, and encoders and gyro sensors for local positioning. The Kalman filter is applied to take into account the stochastic errors of all sensors. Also we develop a dead reckoning system to estimate the global position when the robot moves the blind spots where it cannot see artificial landmarks, The learning engine using modular networks is designed to improve the performance of the dead reckoning system. Experimental results are then presented to verify the usefulness of the proposed localization system.

Keywords: Mobile Robots, Localization, Dead Reckoning, Artificial Landmarks, Modular Learning Network

1. 서론

청소로봇 등 실내이동로봇의 보급이 증가됨에 따라 로봇의 전역위치를 측정하기 위한 측위장치에 대한 연구가 활발하다. 로봇에 사용되는 전역측위 방식은 크게 레이저 스캐너를 사용하는 방식^[1], 초음파 및 RF 를 사용하는 방식^[2], 영상표식을 사용하는 방식^[3]으로 구분할 수 있다. 이 중 영상표식을 사용하는 방식은 상대적으로 저렴한 가격에 높은 신뢰도의 위치데이터를 얻을 수 있다는 점에서 최근에 많이 보급되고 있다. 영상표식을 사용하는 방식은 인공표식을 사용하는 방식과 자연표식을 사용하는 방식으로 구분되며, 본 논문은 인공표식을 사용하는 전역측위 방식을 대상으로 한다.

인공표식을 사용하는 방식은 천장 등에 붙인 인공표식의 영상을 이동 중인 로봇에 부착된 카메라로 획득한 후,

표식에 대한 영상처리를 통하여 전역위치를 계산하는 방식이다. 그러나 카메라의 기하학적 영상왜곡에 의하여 또는 로봇의 이동 중 흔들림으로 인하여 위치계산에 오류가 발생될 수 있다. 또한 영상의 획득 및 처리에 별도의 시간이 소요되므로 응답시간이 늦다. 특히 인공표식이 보이지 않는 사각지대를 로봇이 이동하는 경우, 위치정보의 획득이 불가능하다. 따라서 로봇의 인공표식 정보 이외에 로봇 내부에 부착된 엔코더와 자이로센서의 정보를 융합하여 로봇의 위치를 추정하는 것이 바람직하다. 엔코더와 자이로센서는 빠른 응답시간을 갖는 반면, 오차가 발생하는 경우 계속 누적되어 커지는 문제가 있다.

전역위치센서와 내부주행센서를 융합하는 연구는 차량항법분야에서 활발히 수행되었다. GPS와 INS를 융합하는 방법에 대한 연구^[4], GPS와 엔코더와 자이로를 융합하여 위치를 추정하는 연구^[5]가 발표되었다. 이동로봇의 위치추정을 위하여 전역위치센서와 내부주행센서를 융합하는 연구도 최근 많이 수행되고 있다. 레이저스캐너와 내부주행센서를 융합하는 연구^[6], 초음파 센서와 내부주행센서를 융합하는 연구^[7]가 발표되었다. 그러나 인공표식기반 영상위치센서와 내부주행센서를 융합하여 이동로봇의 위치를 추정하는 연구는 아직 발표되지 않았다.

Received : Dec. 17. 2010; Reviewed : Feb. 28. 2011; Accepted : Feb. 28. 2011

※ 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2009-0071715).

※ 본 연구는 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구임.

¹ (주)하기소닉 연구원

² 충북대학교 전자공학부 교수

본 논문은 최근 활용이 증가하는 인공표식기반의 영상 위치센서를 기반으로, 내부주행센서의 데이터를 융합하여 이동로봇의 위치를 추정하는 새로운 방법을 제안한다. 각 센서에서 발생하는 오차를 최소화하기 위하여 칼만필터를 설계한다. 이를 위하여 이동로봇 및 각 센서를 수학적으로 모델링한다. 사각지대에서의 대응을 위하여 온라인 학습 엔진을 설계한다. 내부주행센서의 특성 상 로봇의 직선주행, 곡선주행, 회전 등 주행 형식에 따라 별도의 학습이 필요함을 확인하고, 이를 고려하기 위하여 모듈라 네트워크를 사용하여 학습엔진을 설계한다. 제안된 방법의 성능평가를 위하여 실험로봇을 제작하고, 비교실험을 통한 결과를 제시한다.

2. 이동로봇 시스템

2.1 로봇

그림 1과 같이 두 개의 바퀴를 갖는 차륜구동형 이동로봇을 대상으로 한다. 우측 및 좌측 바퀴의 회전속도를 각각 ω_r, ω_l 이라하고, 직교좌표계에서의 로봇의 중심위치 및 방향을 각각 (x_c, y_c) 및 θ_c 라 할 때, 로봇의 선속도 v 및 회전속도 w 는 다음과 같다.^[8]

$$\begin{pmatrix} v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{r}{2} & \frac{r}{2} \\ \frac{r}{L} & -\frac{r}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_r \\ \omega_l \end{pmatrix} \quad (1)$$

단, r 은 각 바퀴의 반지름이고, L 은 두 바퀴 사이의 거리이다.

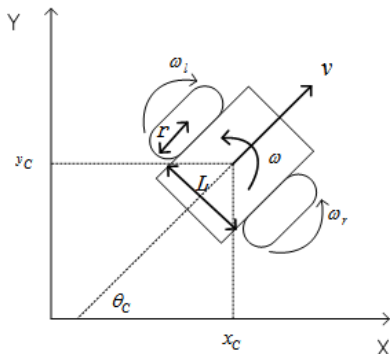


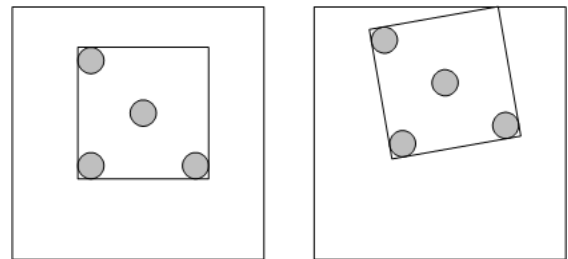
그림 1. 이동로봇 모델

2.2 영상위치센서

영상위치센서는 인공표식을 천장에 고정시키고, 로봇에 부착된 카메라가 인공표식의 영상을 획득하고 처리하여, 인공표식을 기준으로 한 로봇의 위치를 인식하는 센서이

다. 인공표식의 여러 개의 마크를 조합하여 구성하며, 여러 개의 인공표식이 사용되는 경우 각 인공표식의 아이디를 식별하기 위한 마크들이 포함된다. 이동하는 로봇의 위치에 따라 카메라좌표계에서의 마크의 위치가 다르므로, 이로부터 로봇의 현재 위치를 구할 수 있다. 또한 두 개 이상의 마크를 사용하면 로봇의 자세도 구할 수 있다. 그림 2는 상용화된 영상위치센서에 사용되는 인공표식의 예이다. 로봇의 위치와 방향 (x_c, y_c, θ_c) 가 각각 $(0,0,0)$ 및 $(50, 0, 10)$ 인 경우에 대하여, 로봇에 부착된 카메라에서 획득한 영상을 보여준다.

영상위치센서는 인공표식의 위치를 미리 아는 경우, 로봇의 전역위치 및 방향을 구할 수 있다. 그러나 로봇이 인공표식이 보이지 않는 사각지대를 통과하는 경우에는 사용할 수 없다. 또한 카메라의 영상왜곡으로 인하여 위치계산에 오차가 발생할 수 있으며, 이동로봇에 진동이 발생하는 경우 정확한 영상획득이 어려워 위치오차를 발생시킬 수 있다. 영상처리에 많은 시간이 소요되는 경우, 응답시간이 커서 결과적으로 주행오차를 발생시킬 수 있다.



(a) $x_c = 0, y_c = 0, \theta_c = 0$ (b) $x_c = 50, y_c = 0, \theta_c = 10$

그림 2. 인공표식에 의한 위치인식 예

2.3 내부주행센서

로봇의 바퀴를 구동하는 모터에 부착된 엔코더는, 바퀴의 회전수를 광학적으로 감지하여 펄스로 출력하는 센서이다. 바퀴의 회전수로부터 식 (1)의 기구학식을 사용하여 로봇의 위치 및 방향을 추정할 수 있다. 시작지점으로 부터의 상대적 위치는 알 수 있으나, 이동 공간에서의 전역 위치를 파악할 수 없다. 바퀴의 미끄러짐이 발생하는 경우 정확한 위치 추정이 힘들다. 또한 바퀴 축의 휨 등으로 기구학적 파라미터가 변경되는 경우, 위치계산의 오차가 발생된다. 되며, 로봇이 이동함에 따라 위치오차가 계속 누적된다. 발생하는 오차는 직선, 곡선 및 회전 등 주행경로의 타입에 따라 다른 패턴을 갖는다.^[9] 그림 3은 엔코더로부터 측정된 위치오차의 예를 보여준다.

로봇의 내부에 부착된 자이로센서는 회전속도를 출력하

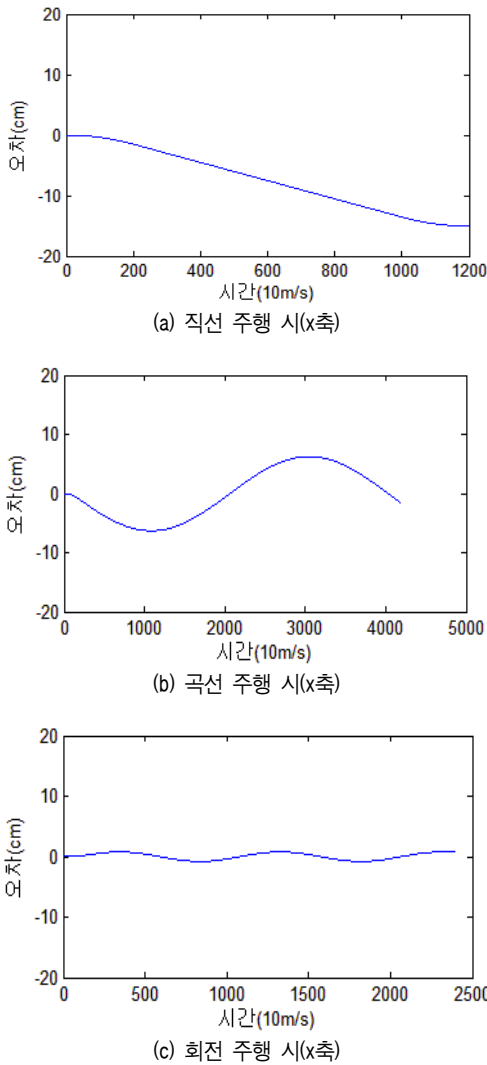


그림 3. 엔코더 오차의 예

는 관성센서로서, 로봇의 방향을 추정하기 위하여 사용된다. 응답시간이 작으나, 엔코더와 마찬가지로 전역위치 추정이 어렵고 오차가 누적되는 단점이 있다. 그러나 엔코더에 비하여 오차의 크기가 작고, 백색가우시안잡음으로 모델링될 수 있다.^[10]

3. 위치추정시스템

영상위치센서로부터 이동로봇의 전역 위치 및 방향 데이터를 측정할 수 있으며, 엔코더와 자이로 구성된 내부주행센서에 의하여 상대 위치 및 방향데이터를 측정할 수 있다. 내부주행센서와 영상위치센서의 위치 및 방향데이터를 융합하여 보다 정확한 위치 및 방향데이터를 추정할 필요가 있다.

다중 센서데이터를 융합한 정확한 추정치를 얻기 위하여 칼만필터^[11]가 널리 사용된다. 칼만필터는 확률적 센서 오차모델을 기반으로 오차를 최소화시키는 추정치를 구하는 필터이다. 본 논문은 영상위치센서와 내부주행센서의 융합을 위하여 칼만필터를 적용하며, 이를 위하여 센서오차모델을 구한다.

엔코더로부터 측정된 우측 및 좌측 바퀴의 회전속도를 각각 ω_{cr} 및 ω_{cl} 이라 하면, 식 (1)에 의하여 로봇 중심의 선속도 v_e 와 회전속도 ω_e 를 구할 수 있다. 자이로센서로부터 측정된 로봇의 회전속도를 ω_y 로 표시한다. 로봇의 선속도는 엔코더로 측정되나, 로봇의 회전속도는 엔코더와 자이로센서에 의하여 모두 측정된다. 따라서 로봇의 회전속도는 엔코더 측정치와 자이로측정치의 가중평균으로 구한다. 즉 내부주행센서로부터 측정되는 로봇의 선속도 v_R 및 회전속도 ω_R 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} v_R &= v_e \\ \omega_R &= (1-\alpha) \cdot \omega_e + \alpha \cdot \omega_y \end{aligned} \quad (2)$$

단 $\alpha \in [0,1]$ 는 회전속도에 대한 엔코더 측정값에 대한 자이로센서의 가중치이다. 이 값은 실험을 통하여 적절한 값으로 결정될 수 있으며, 일반적으로 자이로센서가 엔코더보다 각도측정을 보다 정확하게 할 수 있으므로, 1에 가까운 값이 설정된다.

내부주행센서로부터 측정된 로봇의 선속도 및 회전속도를 시간에 따라 적분하여 로봇의 위치 및 회전각을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta_{R,k+1} &= \theta_{R,k} + \Delta t \omega_{R,k} \\ x_{R,k+1} &= x_{R,k} + \Delta t v_{R,k} \cos(\theta_{R,k}) \\ y_{R,k+1} &= y_{R,k} + \Delta t v_{R,k} \sin(\theta_{R,k}) \end{aligned} \quad (3)$$

Δt 는 샘플링시간이며, $v_{R,k}$ 및 $\omega_{R,k}$ 는 k 번째 샘플링시간에서의 로봇의 선속도 및 회전속도이다. 또한 $x_{R,k}$, $y_{R,k}$, $\theta_{R,k}$ 는 k 번째 샘플링시간에서의 로봇의 위치 및 회전각이다. 센서의 측정오차에 및 구조적오차에 의하여 로봇의 실제위치와 측정위치 사이에 오차가 발생되며, 이를 $\delta x_{R,k}$, $\delta y_{R,k}$, $\delta \theta_{R,k}$ 로 표시한다.

내부주행센서의 방향각 오차는 엔코더의 방향각 오차와 자이로센서의 방향각 오차로 구성되고, 가중치 평균에서 자이로센서에 높은 가중치를 주었기 때문에 엔코더의 방향각오차는 무시할 수 있어, 다음과 같은 식이 성립한다.^[12]

$$\begin{aligned} \delta x_{R,k+1} &= -\Delta t \sin(\theta_{R,k}) \frac{v_{R,k} \delta\theta_{R,k}}{2} \\ &\quad + \Delta t \cos(\theta_{R,k}) \frac{r \times w_{er,k} s_{r,k} + r \times w_{el,k} s_{l,k}}{2} \\ \delta y_{R,k+1} &= \Delta t \cos(\theta_{R,k}) \frac{v_{R,k} \delta\theta_{R,k}}{2} \\ &\quad + \Delta t \sin(\theta_{R,k}) \frac{r \times w_{er,k} s_{r,k} + r \times w_{el,k} \Delta t s_{l,k}}{2} \quad (4) \\ \delta\theta_{R,k+1} &= b_k \\ b_{k+1} &= b_k \\ s_{r,k+1} &= s_{r,k} \\ s_{l,k+1} &= s_{l,k} \end{aligned}$$

단, $s_{r,k}$ 및 $s_{l,k}$ 는 우측 및 좌측 바퀴의 왜곡율이며 b_k 는 자이로센서의 바이어스이다. 영상위치센서로부터 측정된 로봇의 위치 및 회전각을 각각 x_G, y_G, θ_G 로 표시한다. k 번째 샘플링시간에서의 측정오차를 $\delta x_{G,k}, \delta y_{G,k}, \delta\theta_{G,k}$ 로 표시하면, 오차 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \delta x_{G,k+1} &= 0 \\ \delta y_{G,k+1} &= 0 \\ \delta\theta_{G,k+1} &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

위의 식 (4), (5)로부터 칼만필터의 적용을 위한 상태방정식이 다음과 같이 구해진다.

$$\delta X_{k+1} = A \delta X_k + W_k \quad (6)$$

단,

$$\delta X_k = [\delta x_{R,k} \delta y_{R,k} \delta\theta_{R,k} s_{r,k} s_{l,k} b_k \delta x_{G,k} \delta y_{G,k} \delta\theta_{G,k}]^T,$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & -\Delta t \sin(\theta_{R,k}) \frac{v_{R,k}}{2} & \Delta t \cos(\theta_{R,k}) \frac{r \omega_{er,k}}{2} & \Delta t \cos(\theta_{R,k}) \frac{r \omega_{el,k}}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \cos(\theta_{R,k}) \frac{v_{R,k}}{2} & \Delta t \sin(\theta_{R,k}) \frac{r \omega_{er,k}}{2} & \Delta t \sin(\theta_{R,k}) \frac{r \omega_{el,k}}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

이고 W_k 는 다음과 같은 8 x 1의 백색잡음벡터이다.

$$E[W_k] = 0, \quad E[W_k^T W_k] = Q_k \quad (7)$$

내부주행센서의 측정치와 영상위치센서의 측정치 사이의 편차는, 내부주행센서의 측정오차와 영상위치센서 측정오차의 편차와 동일하며, 다음과 같은 식이 성립한다.

$$\begin{aligned} x_{R,k} - x_{G,k} &= \delta x_{R,k} - \delta x_{G,k} \\ y_{R,k} - y_{G,k} &= \delta y_{R,k} - \delta y_{G,k} \\ \theta_{R,k} - \theta_{G,k} &= \delta\theta_{R,k} - \delta\theta_{G,k} \end{aligned} \quad (8)$$

위의 식으로부터 칼만필터의 적용을 위한 측정방정식이 다음과 같이 구해진다.

$$Z_k = H \delta X_k + V_k \quad (9)$$

단,

$$Z_k = \begin{bmatrix} x_{R,k} - x_{G,k} \\ y_{R,k} - y_{G,k} \\ \theta_{R,k} - \theta_{G,k} \end{bmatrix}, \quad H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

이고 V_k 는 다음의 식이 성립하는 3 x 1의 백색잡음벡터이다.

$$E[V_k] = 0, \quad E[V_k^T V_k] = R_k \quad (10)$$

상태방정식 (6) 및 측정방정식 (9)에 칼만필터를 적용하여 최적의 상태벡터 $\delta \hat{X}_k$ 를 다음과 같이 계산한다.^[11]

$$\delta \hat{X}_{k+1} = A \delta \hat{X}_k + K_{k+1} [Z_{k+1} - H \delta \hat{X}_k] \quad (11)$$

이때 칼만이득 K_{k+1} 은 다음과 같이 주어지며

$$K_{k+1} = P_{k+1} H^T [H P_{k+1} H^T + R_{k+1}]^{-1} \quad (12)$$

상태오차 공분산 행렬 P_{k+1} 은 다음과 같이 업데이트된다.

$$\begin{aligned} P_{k+1}^- &= A P_k A^T + Q_k \\ P_{k+1} &= [I - K_{k+1} H] P_{k+1}^- \end{aligned} \quad (13)$$

그림 4는 칼만필터를 적용하여 구성된 위치추정시스템이다. 칼만필터는 내부주행센서 데이터 $x_{R,k}, y_{R,k}, \theta_{R,k}$ 와 영상위치센서 데이터 $x_{G,k}, y_{G,k}, \theta_{G,k}$ 의 편차를 측정하여, 실제값과 내부주행센서 측정값의 오차 $\delta \hat{x}_{R,k}, \delta \hat{y}_{R,k}, \delta \hat{\theta}_{R,k}$ 를 식(11)-(13)에 의하여 추정한다. 최종적으로 내부주행

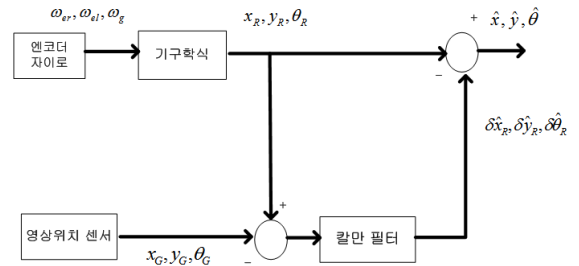


그림 4. 칼만필터에 의한 위치추정 시스템

센서의 측정값과 추정오차를 합하여, 로봇의 추정위치 \hat{x}_k , \hat{y}_k , $\hat{\theta}_k$ 를 다음과 구한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= x_{R,k} + \delta\hat{x}_{R,k} \\ \hat{y}_k &= y_{R,k} + \delta\hat{y}_{R,k} \\ \hat{\theta}_k &= \theta_{R,k} + \delta\hat{\theta}_{R,k} \end{aligned} \quad (14)$$

4. 사각지대에서의 위치추정

천정에 부착된 인공표식의 영상을 획득하는 영상위치센서의 경우, 인공표식이 보이지 않는 사각지대가 존재할 수 있다. 복잡한 실내 환경에서 주행하는 이동로봇의 경우 사각지대가 많이 발생할 수 있으므로, 사각지대에서의 정확한 위치추정이 중요하다.

GPS 로부터 전역위치를 측정하고 내부주행센서로부터 상대위치를 측정하는 차량항법시스템에 대하여, 사각지대에서의 위치추정을 위한 연구들이 발표되었다. 사각지대에서는 내부주행센서만을 활용하여 위치를 추정하는 방법^[13]과, 내부주행센서의 누적오차를 줄이기 위하여 추가로 학습네트워크를 사용하는 방법^[14]으로 구분할 수 있다.

학습네트워크는 내부주행센서의 측정값을 보정하는 파라미터를 학습에 의하여 설정하기 위한 네트워크이다. 네트워크의 구성은 일반적으로 패턴인식 및 학습제어에 널리 사용되는 MLP, RBF 및 ANFIS 등이 적용되며, ANFIS가 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다.^[10] 비사각지대에서의 주행 중 획득한 내부주행센서와 전역위치센서의 측정값을 샘플로 하여 네트워크를 온라인으로 학습시킨다. 사각지대에 진입하면, 내부주행센서의 측정값이 학습네트워크에 입력되어 보정치를 출력시킨다.

그림 5는 본 논문에서 제안하는 학습네트워크를 사용한 위치추정시스템이다. 영상위치센서를 활용할 수 있는 비사각지대에서는 SW1 이 닫히고 SW2 가 열린다, 이 경우는 그림 4와 동일하게 칼만필터에 의한 위치추정이 수행된다. SW1 과 SW2 가 모두 닫히면, 학습네트워크에 대한

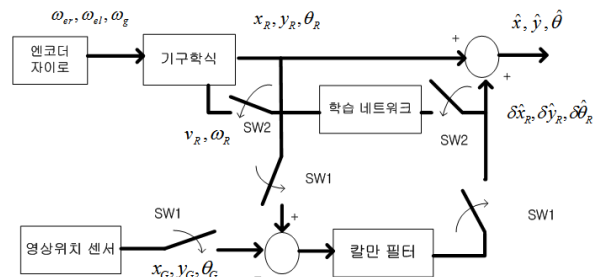


그림 5. 사각지대를 고려한 위치추정시스템

학습이 수행된다. 내부주행센서로부터 측정되는 로봇의 선속도 v_R 및 회전속도 ω_R 를 입력값으로 하고, 영상위치센서와 내부주행센서에 측정값에 대한 칼만필터의 보정치 $\delta\hat{x}_R, \delta\hat{y}_R, \delta\hat{\theta}_R$ 를 출력값으로 하여 온라인 학습을 수행한다. 사각지대에 진입하면, SW1이 열리고 SW2가 닫히며, 내부주행센서 값을 입력으로 학습네트워크로 위치를 추정한다.

온라인 학습의 특성 상, 학습네트워크의 파라미터는 과거 입력된 샘플에 비하여 최근 입력된 샘플에 영향을 많이 받는다. 내부주행센서 중 엔코더의 경우, 오차과형은 주행경로의 타입에 따라 그림 3과 같이 영향을 받음을 확인하였다. 즉 직선주행, 곡선주행 및 회전에 따라 오차패턴에 차이가 있으므로, 학습 시의 주행경로에 따라 학습결과가 달라질 수 있다. 예를 들어 직선주행 시에 학습된 네트워크를 곡선주행의 위치보정에 적용하는 경우 오히려 정확도를 저하시킬 수 있다.

본 논문은 사각지대의 대응을 위하여 모듈라 학습네트워크를 새로이 제안한다. 기존의 학습네트워크는 주행패턴을 고려하지 않고 단일 네트워크로 구성하였으나, 새로운 학습네트워크는 주행패턴 별로 별도의 네트워크를 갖는 구조이다.

그림 6은 모듈라 학습네트워크의 내부 구성도이다. 직선주행, 곡선주행 및 회전주행 별 세 개의 학습네트워크로 구성된다. 네트워크 선택기는 입력 데이터 v_R, ω_R 를 분석하여 경로타입을 판별하고, 해당 경로타입의 데이터 버퍼에 전달해준다. $\omega_R=0$ 인 경우는 직선주행으로 판단하고, $\omega_R>0$ 인 경우 $|\frac{L}{2}w_R| > |v_R|$ 의 조건을 만족하면 회전주행으로, $|\frac{L}{2}w_R| \leq |v_R|$ 의 조건을 만족하면 곡선주행으로 판별한다.

데이터 버퍼는 일정 수량 이상의 데이터가 쌓이면 학습

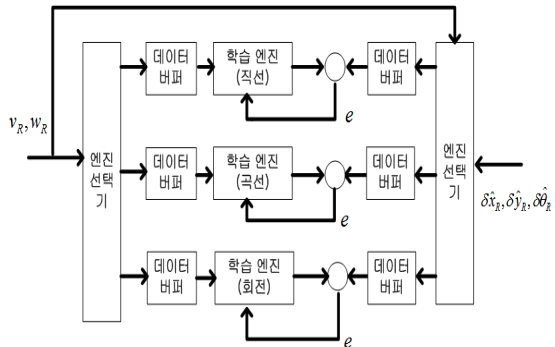


그림 6. 모듈라 학습네트워크의 내부 구조

네트워크의 입력과 출력에 측정값을 전달한다. 데이터를 전달 받은 학습네트워크는 정해진 학습알고리즘에 의하여 학습을 수행하며, 학습오차 e 가 정해진 임계치 이하가 될 때까지 학습을 반복한다.

모듈라 학습네트워크 내부의 각 학습네트워크는 ANFIS (adaptive network based fuzzy inference system)^[15]를 사용하여 구현한다. ANFIS 는 적응 네트워크 구조를 갖는 퍼지 추론 시스템으로, 비선형 시스템의 학습에 많이 사용되고 있다. 그림 7은 본 논문에서 적용한 ANFIS 의 구조를 보여 준다. 입력층 및 출력층을 포함하여 5 개의 층으로 구성된다. 각 층은 조건부 파라미터 $[a_i, b_i]$ 와 결론부 파라미터 $[p_i, q_i, r_i]$ 로 구성된다.

1번층은 멤버쉽함수 $A_i, B_i (i=1,2)$ 를 구성하며, 각 멤버쉽 함수의 등급은 입력 데이터 v_R, ω_R 로부터 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \mu_{A_i} &= \exp\left(-\left(\frac{v_R - b_i}{a_i}\right)^2\right) \\ \mu_{B_i} &= \exp\left(-\left(\frac{\omega_R - b_i}{a_i}\right)^2\right) \end{aligned} \quad (15)$$

2번층은 다음과 같이 발화강도 P_i 를 계산하고

$$P_i = \mu_{A_i} \cdot \mu_{B_i} \quad (16)$$

3번층은 정규화된 발화강도 \bar{P}_i 를 계산한다.

$$\bar{P}_i = \frac{P_i}{\sum_{i=2}^2 P_i} \quad (17)$$

4번층은 다음의 연산을 수행하고

$$\bar{P}_i f_i = \bar{P}_i (p_i v_R + q_i \omega_R + r_i) \quad (18)$$

마지막 5번층은 다음과 같이 합산에 의하여 위치보정값

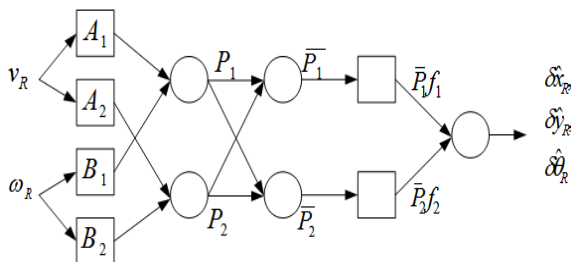


그림 7. 학습네트워크(ANFIS)의 구조

$\delta \hat{x}_R, \delta \hat{y}_R$ 또는 $\delta \hat{\theta}_R$ 을 출력한다.

$$\delta \hat{x}_R (\delta \hat{y}_R, \delta \hat{\theta}_R) = \sum_{i=1}^2 \bar{P}_i f_i \quad (19)$$

파라미터의 학습은 혼합된 학습규칙에 의하여 수행된다. 를 통하여 이루어진다. 출력오차에 대해 최소자승추정법을 적용하여 결론부 파라미터 $[p_i, q_i, r_i]$ 를 갱신하고, 역으로 전파된 오차에 대해 gradient descent 방법을 적용하여 조건부 파라미터 $[a_i, b_i]$ 를 갱신한다.

5. 실험결과

본 논문에서 제안한 영상위치센서 기반의 위치추정시스템의 성능을 평가하기 위하여 실험을 수행하였다. 실험용 로봇으로 (주)유진로보틱스의 청소로봇 플랫폼을 사용하였다. 차륜구동방식의 로봇으로 각 바퀴의 반지름 $r = 72(\text{mm})$, 두 바퀴사이의 거리 $L=313(\text{mm})$ 이다. 엔코더는 로봇에 부착된 엔코더를 사용하였고 자이로센서는 (주)피니트의 RE1001을 부착하여 사용하였다. 영상센서는 (주)하기소닉의 스타게이저를 사용하였으며, 2.5 (m) 높이의 천장에 인공표식을 부착하고 실험을 수행하였다. 그림 8은 실험에 사용된 이동로봇의 사진이다.

로봇에 사용한 프로세서는AVR 계열의 Atmega128을 사용하였고, 컴파일러는 AVR Studio 4.18를 사용하여 프로그램을 구현하였다. 모니터 프로그램은 Window XP 기반의 Intel core2 duo 2.0Ghz에서 Visual Studio 2008 을 사용하여 구현하였다.

칼만필터의 QR의 설정은 설계한 오차모델에 가중치를 두어, $Q < R$ 설정하여 하였고, 짧은 시간에 영상위치센서 오차보다 내부주행센서 오차가 작기 때문에 내부주행센서 오차 관련 Q를 영상위치센서 오차에 관련 Q보다 작게 설정하였으며, 주행테스트 중 Q, R을 미세 조정하여 설정하였다.

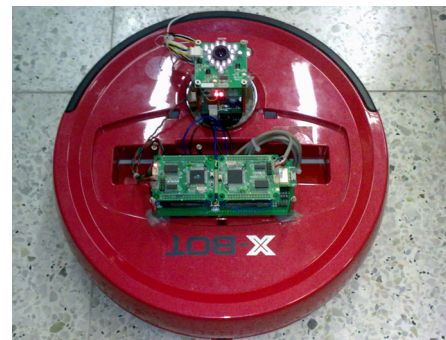


그림 8. 실험용 이동로봇

자이로센서의 바이어스는 $10^\circ/hr$ 이고, 백색잡음은 $0.1^\circ/sec$ 이다. 로봇의 각속도가 $10cm/sec$ 이며, 두 바퀴사이의 거리 L 의 오차가 $1mm$ 이고, 바퀴반지름 r 의 오차가 존재하면, 엔코더의 방향각 오차는 $100^\circ/hr$ 이상이다. 엔코더의 방향각 오차는 주의환경에 의한 오차도 존재하여, 실제 엔코더의 방향각 오차는 자이로센서 오차보다 상당히 크다. 따라서 자이로센서의 방향각과 엔코더의 방향각의 가중치 평균에서 가중치 α 는 0.95로 고정하여 설정하였다. 학습엔진의 트레이닝은 학습하기 전에 파라미터의 초기값을 사전학습을 통해 설정한 후에 학습하였다.

위치추정시스템의 정확도를 측정하기 위하여, 위치좌표가 알려진 목표경로를 이동하며 센서의 측정치와 비교하여야 한다. 이를 위하여 흑색테이프를 바닥에 붙여서 목표경로를 설정하고, 로봇의 하부에 설치된 광센서를 사용하여 저속으로 이동하며 위치 이탈을 최소화하며 목표경로를 추종하도록 하였다. 이동 중 매 샘플링 시간마다 영상위치센서와 내부주행센서로부터 위치 및 방향데이터를 측정하여 로봇의 위치 및 방향을 추정하고, 추정된 값과 목표 값을 비교하여 오차를 측정하였다. 그림 10은 주행실험에 의하여 측정된 각 센서의 위치오차를 보여준다. 위치오차는 실제위치와 추정위치 사이의 수직거리로 측정되었다. 엔코더와 자이로센서를 사용한 내부주행센서의 오차는 그림과 같이 시간에 따라 증가함을 볼 수 있다. 영상위치센서의 경우 오차가 누적되는 현상은 없으나, 인공표식을 보는 위치에 따라 영상왜곡의 정도에 차이가 있으며, 또한 이동 중 로봇의 흔들림에 영향을 받아 영상획득 시 오차가 불규칙하게 발생하였다. 설계된 칼만필터를 적용하는 경우 오차가 많이 감소되는 것을 확인할 수 있다. 750(cm) 직선주행에 대한 5회 실험결과 평균주행오차는 내부주행센서는 5.4(cm), 영상위치센서는 2.4(cm)이었으며, 칼만필터에 의한 두 센서 융합 시 평균주행오차는

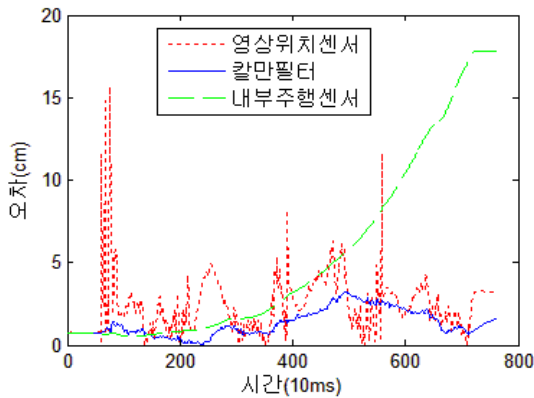


그림 10. 위치오차 (실험결과)

1.3(cm) 이었다.

사각지대 대응을 위한 학습네트워크에 대한 성능을 평가하기 위한 별도의 실험을 수행하였다. 영상위치센서와 내부주행센서의 데이터를 모두 확보할 수 있는 비 사각지대의 주행 중 학습네트워크를 학습시킨다. 그림 11은 ANFIS에 의한 학습네트워크의 학습 횟수에 학습오차가 수렴하는 추이를 보여준다.

영상위치센서 데이터를 획득할 수 없는 사각지대 내에서 내부주행센서만을 사용한 경우, 기존의 단일 학습네트워크를 사용하여 보정한 경우, 본 논문에서 제안한 모듈라 학습네트워크를 사용하여 보정한 경우를 비교하여 위치오차데이터를 측정하였다. 학습 시의 주행경로를 직선, 곡선 및 회전의 3가지로 구분하였으며, 실제 주행경로도 직선, 곡선 및 회전의 3가지로 구분하여, 총 9 가지의 경우를 실험하였다. 그림 12(a)-(b)는 사각지대에서의 주행경로의 예를 보여준다. (a)직선주행, (b)곡선주행에 대하여 내부주행센서만을 사용한 경우와 비교하여, 모두 학습네트워크 사용 시의 보정효과가 개선됨을 보여준다.

표 1은 사각지대에서 로봇의 실제 주행실험을 통하여 측정된 위치오차를 보여준다. 학습네트워크에 대한 학습 경로타입과 실제 주행경로타입을 달리하여, 5회 반복 측정된 결과이다. 학습 시의 경로와 실제 주행경로가 동일한 경우, 단일 학습네트워크와 모듈라 학습네트워크를 사용

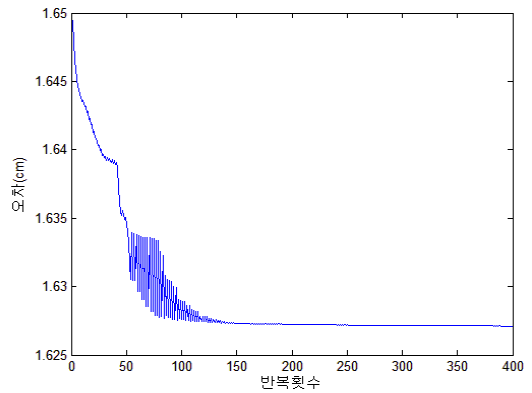
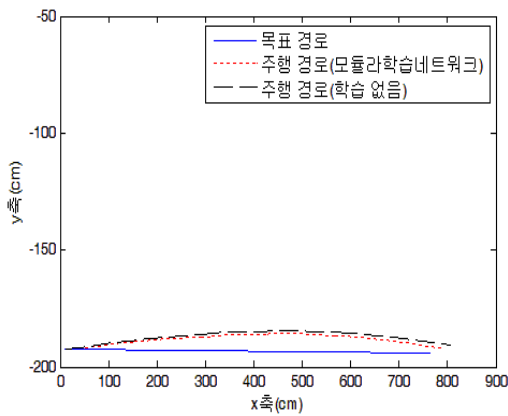


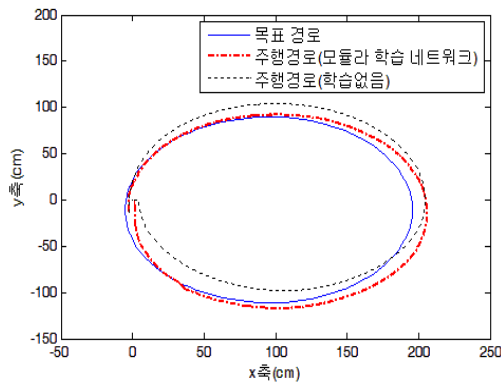
그림 11. 학습네트워크의 학습 위치오차

표 1. 사각지대에서의 위치오차 (실험결과)

학습경로 타입	주행경로 타입	주행거리 (cm)	위치오차(cm)		
			학습 없음	단일 학습	모듈라 학습
직선	곡선	700	10.4	205.7	7.7
곡선	곡선	700	10.4	9.4	7.5
직선	직선	750	12.3	11.5	10.6
곡선	직선	750	12.3	63	10.7



(a) 직선주행



(b) 곡선주행

그림 12. 사각지대에서의 주행경로 예 (실험결과)

한 경우 모두 위치보정효과가 좋다. 그러나 학습 시의 주행경로와 실제 주행경로가 다른 경우, 단일 학습네트워크의 보정효과는 크게 저하하며 오히려 오차를 증폭시킬 수 있음을 보여준다. 반면 모듈라 학습네트워크는 주행경로 타입에 영향을 받지 않고 고른 보정효과를 보임을 확인할 수 있다.

6. 결론

실내 자율이동로봇의 측위장치로서, 최근 활용이 증가하고 있는 인공표식기반 영상위치센서를 사용한 위치추정 시스템을 제안하였다. 엔코더, 자이로센서 등 내부주행센서와 영상위치센서의 데이터를 융합하여 추정오차를 최소화하기 위한 칼만필터를 설계하여 구현하였다. 또한 영상위치센서 사용 시 불가피하게 발생하는 사각지대에서의 위치오차를 줄이기 위하여 별도의 학습네트워크를 개발하였다. 엔코더의 위치오차패턴이 주행경로의 타입별로 상이하다는 점에 착안하여 모듈라 학습네트워크를 제안하였다. 상용 청소로봇 플랫폼에 개발된 알고리즘을 적용하여

실험을 하였고 성능을 검증하였다.

제안방법은 사각지대 주행 시 학습네트워크를 사용하여 위치를 보정한다. 그러나 학습네트워크는 근본적으로 국지적 해를 제공하여 보정효과에 한계가 있다. 또한 제안방법이 안정적으로 적용되기 위해서는 이동 중 경로패턴을 직선, 곡선, 회전 등으로 정확하게 판정하는 것이 중요하며 이에 대한 후속연구를 진행할 예정이다. 영상위치센서의 특성을 보다 정확히 반영한 오차모델을 개발하여, 위치추정의 정확도를 향상시키기 위한 연구를 수행할 예정이다.

참고문헌

- [1] J. Guivant, E. Nebot, S. Baiker, "Autonomous navigation and map building using laser range sensors in outdoor application", *Journal of Robotic Systems*, Vol.17, No.10, pp.565-583, 2000.
- [2] M. Drumheller, "Mobile robot localization using sonar", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.9, No.2, pp.325-332, 1987.
- [3] M. Betke, L. Gurvits, "Mobile robot localization using landmark", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 13, No.2, pp.251-263, 1997.
- [4] T. H. Lee, J. Y. Shin, D. I. Cho, "Position estimation for mobile robot using In-plane 3-Axis IMU and active beacon", *IEEE Int. Symp. on Industrial Electronics*, pp. 1956-1961, 2009.
- [5] T. Abdelazim, W. Abdel-Hamid, N. El-Sheimy, E. H. Shin, "Experiment results of an adaptive fuzzy network kalman filtering integration for low cost navigation application", *Proc. NAFIS-04, Banff, AB, Canada*, pp.231-236, 2004.
- [6] P. Goel, S. I. Roumeliotis, G. S. Sukhatme, "Robust localization using relative and absolute position estimates", *Proc. of the 1999 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 1999.
- [7] M. Begum, G. K. I. Mann, R. G. Gosine, "Integrated fuzzy logic and genetic algorithmic approach for simultaneous localization and mapping of mobile robots", *Applied Soft Computing*, Vol.8, pp.150-165, 2008.
- [8] H. Choset, K. M. Lynch, S. Hutchinson, G. Kantor, W. Burgard, L. E. Kavraki, S. Thrun, J. C. Latombe, *Principles of Robot Motion*, MIT Press, 2005.

- [9] J. Borenstein, L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots", IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol.12, No.6, pp.869-880, 1996.
- [10] S. Nassar, "Improving the inertial navigation system error model for INS and INS/GPS application", Ph. D. dissertation, Univ. of Calgary, 2003.
- [11] H. Chung, L. Ojeda, J. Borenstein, "Sensor fusion for mobile robot dead-reckoning with precision-calibrated fiber optic gyroscope", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation. pp.3588-3593, 2001.
- [12] C. K. Chui, G. Chen, Kalman Filtering with Real-time Applications, Springer Verlag, 1998.
- [13] H. Carvalho, P. Del Moral, A. Monn, G. Salut, "Optimal nonlinear filter in GPS/INS Integration", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol.33, No.3, pp. 835-850, 1997.
- [14] R. Sharaf, A. Noureldin, "Sensor integration for satellite-based vehicular navigation using neural networks", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.18, No.2, pp.589-594, 2007.
- [15] J.S.R.Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.23, No.3, pp.665-685, 1993.



허 동 혁

2008 충북대학교 전자공학과
졸업(공학사)
2011 동 대학원 제어로봇공학
과(석사)
2011~현재 (주)하기소닉 연구원
관심분야: 로보틱스, 위치인식,
영상처리



박 태 형

1988년 서울대 제어계측공학과
졸업
1992년 동 대학원 제어계측공
학과(석사)
1994년 동 대학원 제어계측공
학과(박사)
1994년~1997년 삼성테크윈(주) 정밀기기연구소 선
임 연구원
1997년~현재 충북대학교 전자공학부 교수
2000년~2001년 Univ. of Toronto 방문교수
관심분야: 산업용 로봇 및 자동화시스템, 이동로봇
시스템, 영상처리 응용 등