

## 초음파 센서를 이용한 이동로봇의 위치 추적

임 종 환\*

### Localization of Mobile Robot Using Sonar Sensors

Jong-Hwan Lim\*

#### ABSTRACT

This paper presents a technique for localization of a mobile robot using sonar sensor. Localization is the continual provision of a knowledge of position which is deduced from its a priori position estimation. The environment of a robot is modeled into a two dimensional grid map. We define a physically-based sonar sensor model and employ an extended Kalman filter to estimate position of the robot. The performance and simplicity of the approach is demonstrated with the results produced by sets of experiments using a mobile robot.

**Key words** : Localization, position estimation, sonar sensor, kalman filter

#### 1. 서 론

위치추적이란 매 단계마다 연속적으로 이전 단계까지의 위치평가의 결과로부터 현재의 정확한 위치를 유추하는 과정이다<sup>1)</sup>. Cox<sup>2)</sup>는 적외선 거리 스케너를 이용하여 로봇의 초기위치와 현재의 주행계(odometry)의 정보를 대응시키는 방법으로 연속적으로 위치를 추적하는 방법을 제시하였다. 또한, Hinkel<sup>3,4)</sup> 등은 고속 레이저 거리스케너의 정보로부터 히스토그램을 구성하여 위치를 추적하는 방법을 연구하였다. 그러나 이 두 방법은 복도와 같이 비교적 단순한 환경에 잘 적용되는 방법일 뿐만 아니라 적외선이나 레이저와 같이 고속 광센서에 근거하고 있기 때문에 초음파센서의 응용은 어렵다.

초음파센서를 이용한 위치 추적법은 그리드 형태의 지도를 이용하는 방법과 물체의 형상(선, 곡선 등)을 기준으로 하는 방법들이 있다. 전자는 기준지도와 현재의 지도를 비교하여 그 불일치도가 최소가 되는 위치를 찾아내는 방법으로서 Elfes<sup>5,6)</sup>에 의해 처음으로 제안되었다. 그러나 이 방법은 초음파센서의 거울효과 등으로 인하여 지도의 질이 떨어지므로 기준지도와 비교할 지도에 많은 정보가 쌓여 지도의 질이 좋아질 때까지 기다려야 하므로 그 동안의 위치추적이 곤란해 실질적으로 연속적인 위치추적이 어렵다<sup>7,8,9)</sup>.

Leonard<sup>1)</sup>는 그리드 형태가 아닌 물체의 형상, 즉 직선, 모서리, 곡선 등의 기하학적인 형상으로 지도를 구성하고 초음파센서의 거리정보로부터 동일거리영역(region of constant depth : RCD)을 분류하여 이 영역의 대표 거리를 추출한 다음 이것과 확장칼만필터를 이용하여 연속적으로 위치를 추적하는 방법을 제시하였다. 그는 이 방법을 이용하여 이동로봇이 수

\* 제주대학교 기계에너지생산공학부, 산업기술연구소  
Faculty of Mechanical, Energy & Production Engineering,  
Res. Inst. Ind. Tech., Cheju Nat'l Univ.

시간동안 이동하여도 아주 정확하게 위치를 추적할 수 있음을 실험적으로 입증하였다. 그러나 이 방법은 기하학적인 기본형상으로 지도를 표현하는 것으로 인해 RCD와 형상 등을 매칭 시키기 위해 아주 복잡한 과정을 거쳐야 하는 단점이 있다.

본 연구에서는 그리드형태의 초음파지도에 근거한 위치추적 방법을 제안한다. 이 방법은 사전에 제공되는 그리드형태의 기준지도와 매 순간의 초음파 거리 정보를 이용하여 연속적으로 위치를 추적하는 방법이다. 사전 기준지도가 필요하고 확장칼만필터를 이용한다는 점은 기존의 형상기준 위치추적법과 유사하나 지도가 그리드형태라는 점에서 다음과 같은 차이가 있다. 즉, 위치추적 과정에서 필요한 예상거리정보를 추정할 때 형상기준과 달리 그 과정이 아주 간단하며 그리드형태의 지도를 갱신하는 방법은 많은 연구자들에 의해 개발되어 있으므로 변화되는 환경에 쉽게 이용될 수 있다는 것이다. 이 점은 궁극적인 이동로봇의 자율항해 즉, 위치추적과 동시에 지도갱신이라는 과제에 좀더 근접한 방법이라 할 수 있다. 또 한가지 기존 방법과의 차이점은 거리정보 그 자체를 이용한다는 것이다. 기존 방법은 전술한 바와 같이 여러 거리 정보 중에서 RCD를 추출한 다음 그것을 위치추적에 이용함으로써 거리정보에 대한 신뢰성을 높일 수는 있으나 로봇 주위의 전 방향에 대한 스캐닝(scanning) 형태의 정보가 아닌 경우에는 적용하기 곤란한 점이 있으며, 또한 RCD 추출과정이 추가되어야 한다는 단점이 있다. 이에 반해 본 방법은 스캐닝 형태의 정보가 아닌 경우에도 적용될 수 있어 위치추적의 실제 적용성을 더욱 크게 할 수 있다는 장점이 있다.

## II. 초음파 지도와 센서 모델링

그리드 형태의 지도는 대상 공간을 2차원으로 근사하고 전체를 여러 개의 그리드로 나눈 다음 각 물체들이 존재하는 위치의 그리드에 일정한 값을 주어 표현한 것이다. 물체의 가장자리 부분에 해당하는 그리드만 정의하여 일정한 값을 부여함으로써 필요한 메모리 수를 줄이고 위치추적과정을 빠르게 할 수 있다.

Fig. 1은 본 연구에서 이용된 초음파 센서의 거리 측

정 모델링이다. Fig. 1에서  $(x_s, y_s, \theta_s)^T$ 는 각각 센서의 위치와 방향을 나타내며  $\beta$ 는 유효감지각도를 나타낸다. 실제 초음파센서가 거리를 감지하는 매커니즘은 초음파의 파장, 물체의 표면거칠기 그리고 입사되는 파의 입사각등 여러 가지 파라미터의 함수가 되지만 본 연구에서는 가장 간단한 감지형태를 가정하였다. 즉, 센서의 유효감지각내에 점령 그리드(물체의 표면에 해당하는 그리드)가 존재하면 그 그리드에 해당하는 거리 정보를 주는 것으로 모델링 하였다. 만약 거리정보를 주는 그리드가 여러 개인 경우는 센서위치로부터 거리가 최단인 거리정보가 주어지는 것으로 간주하였다. 이와 같이 단순화된 모델은 스캐닝 데이터를 이용하여 RCD를 추출한 것과 비슷한 효과를 줄 수 있다.

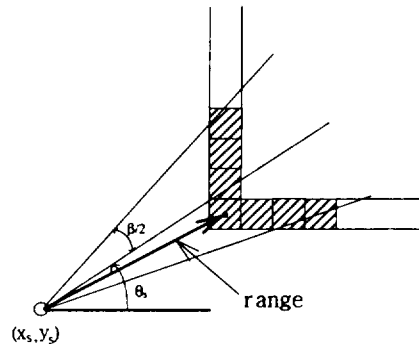


Fig. 1. Sensing modeling.

## III. 위치추적

### 3.1 플랜트 모델

플랜트 모델은 제어입력  $u(k)$ 와 잡음  $v(k)$ 가 주어질 때 이동로봇의 위치  $x(k)$ 가 시간에 따라 어떻게 변하는 가를 나타내는 것으로서 일반적으로 다음과 같이 표현된다.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) + v(k), v(k) \sim N(0, Q(k)) \quad (1)$$

여기서  $f(x(k), u(k))$ 는 비선형 상태전이 함수이고 잡음  $v(k)$ 는 평균이 0이고 공분산이  $Q(k)$ 인 가우시안

특성을 갖는다고 가정한다<sup>10)</sup>.

제어입력  $\mathbf{u}(k) = [D(k), \Delta\theta(k)]^T$  로서 Fig. 2와 같이  $D(k)$ 만큼 병진한 다음  $\Delta\theta(k)$ 만큼 회전 한 것을 나타낸다. 이 때 상태전이 함수는 다음과 같이 표현할 수 있다<sup>11)</sup>.

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) = \begin{bmatrix} x(k) + D(k)\cos\theta(k) \\ y(k) + D(k)\sin\theta(k) \\ \theta(k) + \Delta\theta(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

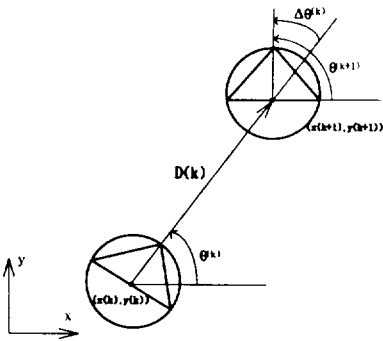


Fig. 2. Position and orientation of the robot at time steps  $k$  and  $k+1$ .

### 3.2 측정모델

이동 로봇에 장착된 센서가  $n$  개라 할 때 로봇의 현 위치에서 예상되는 각 센서의 측정값(거리)을  $Z(k)$ 라 하면, 관측집합  $Z(k)$ 는

$$Z(k) = \{ Z_i(k) \mid 1 \leq i \leq n \} \quad (3)$$

로 표현된다. 이 경우 측정모델이란 각 센서의 관측  $Z_i(k)$ 와 이동로봇의 위치  $\mathbf{x}(k)$ 의 관계를 나타내는 것으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z_i(k) = g(\mathbf{x}(k), \mathbf{p}_i) + \mathbf{w}_i(k), \quad \mathbf{w}_i(k) \sim N(0, \mathbf{R}_i(k)) \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{w}_i(k)$ 는 측정 잡음으로서 평균이 0이고 공분산이  $\mathbf{R}_i(k)$ 인 가우시안으로 가정한다. 또한  $g(\mathbf{x}(k), \mathbf{p}_i)$

는 측정함수를 나타내며 로봇의 현재위치에 따른 각 센서의 위치  $\mathbf{x}(k)$ 와 표적 물체의 위치  $\mathbf{p}_i$ 의 함수이다. 로봇의 위치  $\{x(k), y(k), \theta(k)\}^T$ 와 각 센서의 위치  $\{x_i(k), y_i(k), \alpha_i(k)\}^T$ 는 Fig. 3과 같은 관계에서 다음 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} x_i(k) &= x(k) + x_i \cos(\theta(k)) - y_i \sin(\theta(k)) \\ y_i(k) &= y(k) + x_i \sin(\theta(k)) - y_i \cos(\theta(k)) \\ \alpha_i(k) &= \theta(k) + \alpha_i(k) \end{aligned} \quad (5)$$

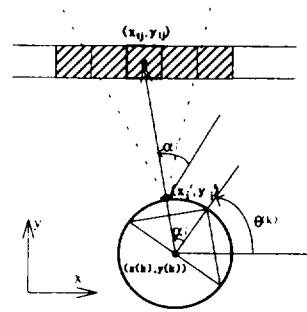


Fig. 3. Global and local sensor locations.

(5)식에서  $\{x_i, y_i, \alpha_i\}^T$ 은 로봇 중심에 대한  $i$ 번째 센서의 위치와 방향을 나타낸다. 표적물체는 그리드 형태로 표현되므로 센서 범의 격자 내에 존재하는 각 점령 그리드가 되므로

$$\mathbf{p}_i = \{ x_{ij}, y_{ij} \mid 0 \leq j \leq r \} \quad (6)$$

로 표현할 수 있으며,  $r$ 은 표적이 되는 총 그리드수를 나타낸다. 따라서 Fig. 3에 나타낸바와 같이 측정 거리는 다음과 같이 표현된다.

$$g_i(k) = \min \{ \sqrt{(x_i(k) - x_{ij})^2 + (y_i(k) - y_{ij})^2} \mid 0 \leq j \leq r \} \quad (7)$$

만약 표적 그리드가 존재하지 않으면  $g_i(k)$ 는 센서의 최대 감지거리가 된다.

### 3.3 위치추적

위치추적은 시간  $k$ 에서 평가된 위치  $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 와

그것의 공분산 행렬  $P(k|k)$ . 현재의 제어입력  $u(k)$ . 현재의 관측집합  $Z(k+1)$ 이 주어질 때 새로 평가된 위치  $\hat{x}(k+1|k+1)$ 과 공분산 행렬  $P(k+1|k+1)$ 을 계산하는 과정의 연속으로 정의할 수 있다. 먼저 플랜트 모델과 제어입력  $u(k)$ 로부터 시간  $k+1$ 에서 예측되는 이동로봇의 새로운 위치는 다음과 같다.

$$\hat{x}(k+1|k) = f(\hat{x}(k|k), u(k)) \quad (8)$$

다음으로 이 예측에 연관된 공분산행렬은

$$P(k+1|k) = \nabla f P(k|k) \nabla f^T + Q(k) \quad (9)$$

으로 표현되며,  $\nabla f$ 는 상태전이 함수  $f(\hat{x}(k|k), u(k))$ 의 자코비안으로서 (2)식의 관계를 이용하여  $\hat{x}(k|k)$ 를 선형화하면 다음과 같다.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\hat{D}(k) \sin \hat{\theta}(k|k) \\ 0 & 1 & \hat{D}(k) \cos \hat{\theta}(k|k) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

윗 식에서  $\hat{D}(k)$ 와  $\hat{\theta}(k|k)$ 는 로봇에 부착된 위치센서(엔코더)로부터 얻어진 값을 의미한다.

이제 예측된 로봇의 위치  $\hat{x}(k+1|k)$ 와 기준지도로부터 각 센서의 예상되는 관측(예측된 측정거리)  $\hat{z}_i(k+1)$ 은

$$\hat{z}_i(k+1) = g(p_i, \hat{x}(k+1|k)), \quad i=1 \dots r \quad (11)$$

이되고 모든 센서의 예측 집합은

$$\hat{Z}(k+1) = \{\hat{z}_i(k+1) \mid 1 \leq i \leq n\} \quad (12)$$

으로 표현되며, 측정 자코비안  $\nabla g_i$ 를 (5)식과 (7)식으로부터 구하면

$$\nabla g_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{d} (\hat{x}_i(k) - x_{i1}) \\ \frac{1}{d} (\hat{y}_i(k) - y_{i1}) \\ (x_{i1} - \hat{x}_i(k))(\sin(\hat{\theta}(k+1|k)) + y_{i1} \cos(\hat{\theta}(k+1|k))) + \\ (y_{i1} - \hat{y}_i(k))(-x_{i1} \cos(\hat{\theta}(k+1|k)) + y_{i1} \sin(\hat{\theta}(k+1|k))) \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서,  $d$ 는 센서위치에서부터 표적 그리드까지의 거

리이다.

다음 단계는 실제 측정된 거리 값  $Z_i(k+1)$ 과 예측된  $\hat{z}_i(k+1)$ 을 비교하여 서로 대응이 되는 유효한 측정값과 예측값을 추출하는 과정으로서 다음과 같이 두 값의 차로 구성되는 집합(innovation)  $\nu_i(k)$ 을 정의한다.

$$\nu_i(k+1) = [Z_i(k+1) - \hat{z}_i(k+1)] \quad (14)$$

$\nu_i(k+1)$ 의 공분산행렬  $S_i(k+1)$ 은 식(4)를 예측부근에서 선형화하고 제공한다면, 평균을 취함으로써 (9)식과 같은 형태로 표현된다<sup>12)</sup>.

$$S_i(k+1) = E[\nu_i(k+1) \nu_i^T(k+1)] \\ = \nabla g_i P(k+1|k) \nabla g_i^T + R_i(k+1) \quad (15)$$

(14)식과 (15)식을 이용하여 대응되는 유효한 측정값과 예측값을 구하기위해 다음과 같은 조건(validation gate)을 정의한다.

$$\nu_i(k+1) s_i^{-1} \nu_i^T(k+1) \leq e^2 \quad (16)$$

여기서  $e$ 는 두 값의 대응을 판단하는 설계변수이다.

위치추적의 마지막 단계는 유효한 측정과 예측집합으로부터  $\hat{x}(k+1|k+1)$ , 즉 갱신된 로봇의 위치를 평가하는 과정이다. 이를 위해 식(16)의 조건을 만족하는 측정과 예측만으로 구성된  $Z(k+1)$ 와  $\nu(k+1)$ ,  $\nabla g_i$  그리고  $S(k+1)$ 을 재구성하고 다음과 같이 칼만게인을 정의한다<sup>12)</sup>.

$$W(k+1) = P(k+1|k) \nabla g_i^T S^{-1}(k+1) \quad (17)$$

이것으로부터 갱신된 새로운 위치는

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + W(k+1) \nu(k+1) \quad (18)$$

이되며, 이 위치예측과 관련된 공분산 행렬은 다음 식으로 표현된다.

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1) S(k+1) W^T(k+1) \quad (19)$$

이상과 같은 과정을 매 단계마다 반복함으로써 연속적으로 위치를 추적할 수 있다.

#### IV. 실험 및 고찰

그리드 형태 지도를 이용한 위치추적방법의 유용성을 검증하기 위해 실제 로봇을 이용하여 실험을 수행하였다. 실험에 이용된 로봇은 Nomad Scout로봇으로서 Fig. 4와 같이 22.5도 간격으로 16개의 Polaroid 초음파센서가 장착되어있고 각 센서는 0.15m에서 10m까지의 물체를 감지할 수 있다. Fig. 5는 실험 환경과 로봇의 이동경로를 나타낸다. 실험환경은 콘크리트 벽, 종이상자, 탁자 등의 물체로 외곽을 이루고 있고 내부의 삼각형등은 철제이다. 로봇은 각 샘플시간당 16개의 초음파 거리정보와 바퀴에 부착된 엔코더 정보로부터 dead reckoning 위치정보를 PC로 제공하고 PC는 이를 이용하여 위치추적을 수행하였다. Fig. 5에서 삼각형은 로봇의 이동경로를 나타내며 총 이동거리는 60m정도이다. 실제 실험환경의 바닥이 아주 평탄한 관계로 dead reckoning 위치오차가 크지 않고 의외로 오차를 크게 주었으며 Table 1에 주어진 오차 특성을 나타내었다. 위치추적 알고리즘에서는 랜덤오차를 가정하였으나 실제 실험에서는 랜덤뿐만 아니라 계통오차도 포함시켰다.

Fig. 5는 실제위치(점선 삼각형)와 위치추적결과(실선 삼각형)를 나타내며 Fig. 6은 엔코더에 의한 dead reckoning 위치(점선)와 본 알고리즘에 의한 위치추적 결과(실선)을 나타낸다. Fig. 7은 이 결과를 정량적으로 나타낸 것이며 이때 그리드 크기는  $0.04m \times 0.04m$ ,  $e=2$ ,  $\beta=10^\circ$  이다. 위치의 평균 오차는  $0.025m$ , 최대오차는  $0.075m$ 였으며, 각도의 평균 오차는  $3^\circ$ , 최대오차는  $6^\circ$  였다. 그림에서 보여지는 바와 같이 dead reckoning 오차는 거리가 증가할수록 커지는 경향을 보이지만 위치추적의 오차는 수렴하는 결과를 보이고 있다. 또한 그리드의 크기에 따른 영향을 분석하기 위해 다양한 크기에 대해 실험을 수행한 결과를 Table 2에 나타내었다. 표에서 알 수 있듯이 그리드의 크기가 작을수록 오차는 작으나 위치추적에 요구되는 시간은 커진다.

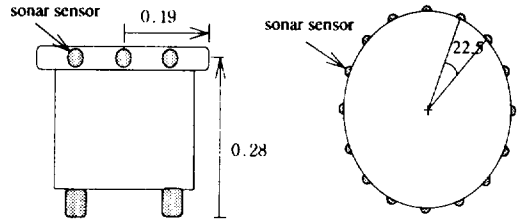


Fig. 4. Configuration of the robot.

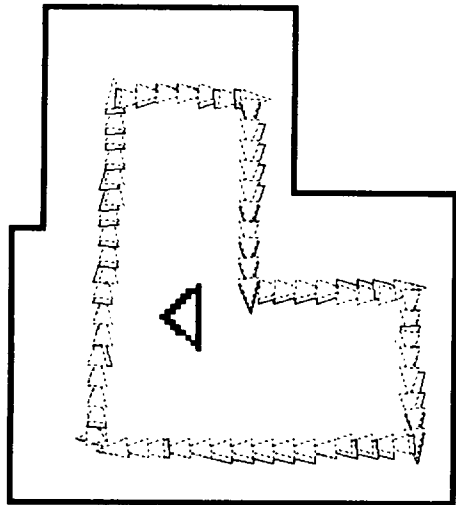


Fig. 5. Experimental environment and Robot's path.

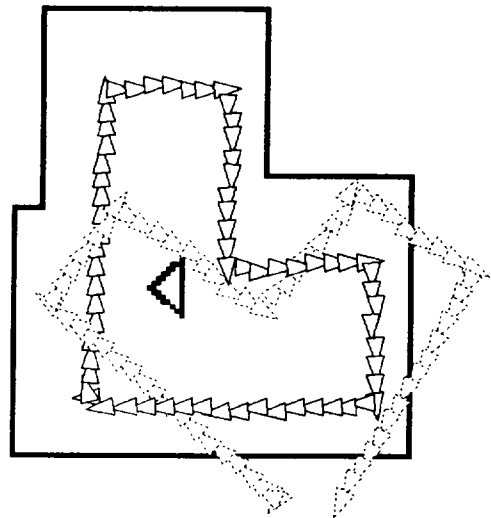


Fig. 6. Localization vs. dead reckoning.

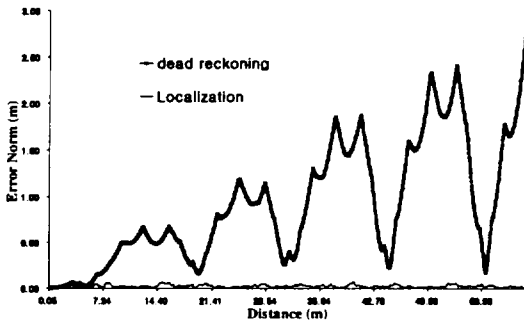
### V. 결론 및 향후 연구방향

본 연구에서는 그리드 형태의 초음파지도도를 이용한 이동로봇의 위치추적방법을 제시하였다. 이 방법은 물체의 구체적인 기하학적 형상을 나타낼 필요가 없으며 또한 위치추적과정에서 그로 인한 복잡성을 배제할 수 있다. 아울러 변화하는 환경에서 형상기준 방법보다 지도갱신 면에서 유리하므로 지도형상과 동시에 위치추적(concurrent mapping and localization)이라는 이동로봇 항해의 궁극적인 목표에 진일보한 방법이라고 사료된다.

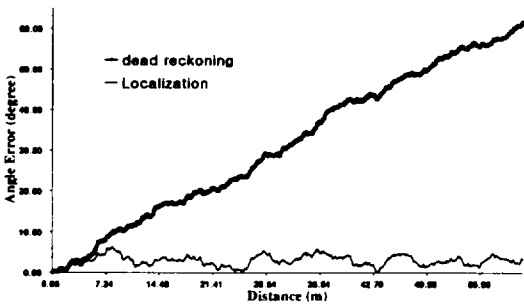
향후 연구방향은 이 방법을 이용하여 변화하는 환경에서 지도갱신과 아울러 위치를 추적을 동시에 구현하는 방법의 개발이다.

### 참고 문헌

- 1) J. J. Leonard and H. F. Durrant-White. 1992. "Direct Sonar Sensing For Mobile Robot Navigation." Kluwer Academic Publisher.
- 2) I. J. Cox. Blanche. 1991. "an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle." IEEE Trans. Robotics and Automation. 7(3):193-204.
- 3) R. Hinkel. T. Knieriemen and E. von Puttkamer. 1988. "Mobot-III an autonomous mobile robot for indoor applications." In International Symposium and Exhibition on Robots. Sydney. Australia.
- 4) P. Hoppen. T. Knieriemen and E. von Puttkamer. 1990. "Laser-radar based mapping and navigation for an autonomous mobile robot." In Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation.
- 5) H. Moravec. 1989. "Sensor fusion in certainty grids for mobile robots." In Sensor Devices and Systems for Robotics. Springer-Verlag. Nato ASI Series. pp.253-276.
- 6) A. Elfes. 1987. "Sonar-based real-world mapping



a. position error



b. angle error

Fig. 7. Results of localization.

Table 1. Error characteristics

	translation(1m)		rotation(1°)	
	mean	$\sigma$	mean	$\sigma$
x(m)	0.005	0.04	0	0.01
y(m)	0.005	0.04	0	0.01
$\theta$ (deg.)	0	0.05	0.05	0.05

Table 2. Effect of the grid size

grid size (m × m)	Average Error(m)	Maximum Error(m)	Time required for one step(sec)
0.02 × 0.02	0.024	0.067	0.046
0.03 × 0.03	0.026	0.069	0.022
0.04 × 0.04	0.025	0.075	0.013
0.05 × 0.05	0.028	0.084	0.009
0.06 × 0.06	0.031	0.077	0.007
0.07 × 0.07	0.027	0.086	0.006
0.08 × 0.07	0.061	0.255	0.005

- and navigation." IEEE Journal of Robotics and Automation, RA-3(3):249-265.
- 7) 임종환. 1994. 초음파센서를 이용한 자율이동로봇의 지도형성 탐사 및 경로계획. 박사학위논문, 포항공과대학교.
- 8) J. H. Lim, D. W. Cho, 1994. "Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation". Transaction of the ASME Jour. of Dynamic System, Measurements and Control, Vol.116, pp. 512-520.
- 9) J. H. Lim, J. J. Leonard, 2000. "Mobile Robot Relocation from Echolocation Constraints." IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.9, pp.1035-1041.
- 10) A. C. Gelb, 1973. *Applied Optimal Estimation*. The MIT Press.
- 11) R. Smith and P. Cheeseman, 1987. "On the representation and estimation of spatial uncertainty." International Journal of Robotics Research, 5(4).
- 12) Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, 1988. *Tracking and Data Association*. Academic Press.