

초음파 격자 지도를 이용한 파티클 필터 기반의 이동로봇 위치 추정을 위한 격자 관측 모델의 개발

Development of Grid Observation Model for Particle Filter-based Mobile Robot Localization using Sonar Grid Map

박병재¹, 이세진^{2,✉}, 정완균¹, 조동우¹
Byungjae Park¹, Se-Jin Lee^{2,✉}, Wan Kyun Chung¹, and Dong-Woo Cho¹

¹ 포항공과대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, POSTECH)

² 경일대학교 로봇응용학과 (Department of Applied Robotics, Kyungil Univ.)

✉ Corresponding author: sejiny3@gmail.com, Tel: +82-53-850-7298

Manuscript received: 2012.6.18 / Revised: 2012.9.25 / Accepted: 2012.10.8

This paper proposes an observation model for a particle filter-based localization using a sonar grid map. The proposed model estimates a predicted observation by considering the properties of a sonar sensor which has a large angular uncertainty. The proposed model searches a grid which has the highest probability to reflect a sonar beam using the following procedures; (1) the reliable area of a single sonar data is determined using the footprint association model; (2) the detection probability of each grid cell in a sonar beam coverage is estimated. The proposed model was applied to the particle filter based localization, and was verified by experiments in indoor environments.

Key Words: Localization (위치 추정), Particle Filter (파티클 필터), Sonar Sensor (초음파 센서), Grid Map (격자 지도)

1. 서론

이동 로봇이 실내 환경에서 다양한 서비스를 제공하기 위해서는 실내 환경 안에서 자신의 위치를 추정할 수 있어야만 한다. 실내 환경 내에서 위치 추정을 위해 이동 로봇은 비전(vision)센서, 레이저(laser) 스캐너, 심도(depth) 카메라 등을 사용한다. 이중 비전 센서는 풍부한 시각 특징점(visual feature)를 이용해서 강인한 데이터 교합(data association)을 제공할 수 있는 장점이 있지만 시각 특징점을 추출하기 위하여 많은 데이터 처리가 요구되며, 광량이 일정하지 않은 곳에서는 사용하기 어렵다. 레이저 스캐너는 넓은 영역에 대한 정확한 정보를 제공할 수 있지만 실내 환경에서 운용되는

이동 로봇에 탑재하기에는 다른 센서에 비해 많은 비용이 필요하다. 심도 카메라는 3 차원 환경 정보를 제공하지만 탐지 범위(field of view)가 좁다는 단점을 가지고 있다. 반면 초음파 센서는 광량의 변화에 영향을 받지 않으며, 넓은 영역을 탐지할 수 있고, 이동 로봇에 탑재하기 위한 비용이 상대적으로 저렴하다는 장점이 있다.

그러나 초음파 센서는 다른 센서들과 달리 넓은 빔 폭 때문에 방향 불확실성(angular uncertainty)이 크며, 넓은 빔 폭은 다중-경로 효과(multi-path effect)를 발생시켜 잘못된 거리 측정값을 제공할 수 있다.¹

초음파 센서를 사용하여 이동 로봇의 위치를 추정하기 위해 환경 정보는 형상 지도(feature map)

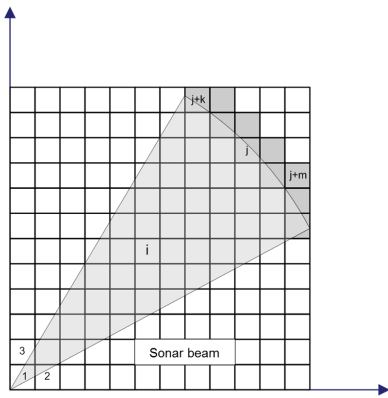


Fig. 1 Occupied and unoccupied regions

와 격자 지도(grid map)로 표현될 수 있다.

형상 지도는 환경에 존재하는 기하학적 특징점(geometric feature, i.e. 점, 선 등)을 추출하여 환경을 표현한다. 기하학적 특징점을 추출하기 위한 방법으로 Leonard 와 Durrant-Whyte 는 동일 거리 영역(regions of constant depth)이라는 개념을 제안하였다.² 동일 거리 영역을 사용할 경우 초음파 센서 데이터로부터 환경 내부에 존재하는 점과 선 형상을 추출할 수 있다. 그러나 이 개념을 사용하여 추출한 점과 선 형상은 초음파 센서 데이터를 수집하는 시점에서 이동 로봇의 위치나 방향 오차에 영향을 받아 데이터 교환 능력이 떨어질 수 있다. 데이터 교환 능력을 향상시키기 위해 Lee 는 환경 내부에 존재하는 점과 선 형상을 추출하는 것이 아닌 모서리(convex)에서 추출될 수 있는 원 형상(circle feature)을 제안하였다.³

형상 지도 기반의 위치 추정 은 환경 내부의 기하학적 특징점만을 추출하여 사용하기 때문에 데이터 처리량이 적은 장점이 있다. 그러나 정형화되지 않은 실내 환경에서는 기하학적 특징점의 숫자가 적어 위치 추정에 어려움을 겪을 수 있다.

이러한 경우 격자 지도 기반의 위치 추정이 대안이 될 수 있다. 격자 지도(grid map)는 환경을 일정한 크기의 정사각형 격자들로 표현한다.⁴ 격자 지도에서 환경 내부에 존재하는 장애물은 격자의 점유 확률(occupancy probability)을 통해 표현된다.

격자 지도 기반 위치 추정에서는 데이터 교환을 사용하지 않고 현재 얻은 센서 정보와 격자 지도간의 차이를 비교하는 방식으로 스캔 매칭(scan matching)을 이용하여 오도메트리 추정을 통해 예

측한 위치(predicted position)와 실제 위치에 대한 오차를 계산한다. 그러나 초음파 센서는 레이저 스캐너처럼 높은 밀도를 가진 데이터를 제공할 수 없고, 센서 데이터의 각도 불확실성이 크기 때문에 스캔 매칭을 사용하여 이동로봇의 위치를 추정하기에는 어려움이 따른다.⁵

본 논문에서는 초음파 센서를 사용하여 스캔 매칭 대신 현재 초음파 센서 데이터와 추정된 이동로봇의 위치, 그리고 격자 지도를 바탕으로 관측값을 예측한다. 이를 위해 초음파 격자 지도상의 점유 확률이 높은 격자들 중에서 초음파 빔을 반사할 수 있는 가능성이 가장 높은 격자를 찾을 수 있는 격자 관측 모델을 제안한다. 제안된 모델은 각도 불확실성이 큰 초음파 센서를 가지고 예측된 관측값(predicted observation)을 구하여 이동 로봇의 위치 갱신을 위해 사용된다.

제안된 모델은 파티클 필터(particle filter)기반의 위치 추정에 적용되었고, 실제 환경에서 실험을 통해 성능을 검증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 본 위논문의 배경 연구인 초음파 격자 지도 작성법을 소개한다. 3 장과 4 장에서는 각각 격자 관측 모델과 파티클 필터 기반의 위치 추정에 대해 설명한다. 5 장에서는 실내 환경에서의 실험 결과를 보여 주며, 6 장에서는 결론을 맺으며 본 논문을 마무리한다.

2. 초음파 격자 지도 작성

초음파 격자 지도 기반의 위치 인식에서 이동로봇이 주행하는 환경은 초음파 격자 지도에 의해 표현된다. 초음파 격자 지도는 초음파 센서로부터 받아들인 정보를 베이지안 확률 모델(Bayesian probability model)을 사용하여 작성된다.⁶ Fig. 1 에서 보는 바와 같이 베이지안 확률 모델에서는 격자 지도 내부에서 초음파 빔이 지나간 궤적을 원호 모양이라고 가정한 후 그 궤적 안에 속한 격자들을 비점유 지역(unoccupied region)과 점유 지역(occupied region)으로 구분하여 격자들의 점유 확률을 갱신한다.

2.1 비점유 지역 확률 갱신

베이지안 확률 모델을 사용하여 비점유 지역 격자들의 점유 확률을 갱신하기 위해서는 다음 식을 사용한다.⁴

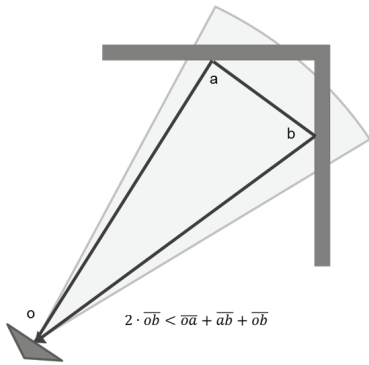


Fig. 2 Multi-path effect model

$$\frac{P(o_i|M, A)}{P(\bar{o}_i|M, A)} = \frac{1 - [P(H_i|o_i) \cdot P(w_i|A) + P(H_i^*)_e \cdot (1 - P(w_i|A))]}{1 - P(H_i^*)_e \cdot (1 - P(w_i|A))} \times \frac{P(o_i|A)}{P(\bar{o}_i|A)} \quad (1)$$

위 식 (1)에서 $P(o_i|M, A)$ 는 격자 i 의 갱신된 점유 확률, $P(\bar{o}_i|M, A)$ 는 격자 i 의 갱신된 비점유 확률, $P(H_i|o_i)$ 는 격자 i 위에서 초음파 빔이 반사되었을 확률, $P(w_i|A)$ 는 격자 i 보다 초음파 센서에 가까운 격자들 중에서 다중-경로 현상(multi-path effect)이 일어나지 않았을 확률, $P(H_i^*)_e$ 는 초음파 빔이 지나가지 않은 영역에서 초음파 빔이 반사되었을 확률, $P(o_i|A)$ 는 격자 i 의 갱신 전의 점유 확률, 그리고 $P(\bar{o}_i|A)$ 는 격자 i 의 갱신 전의 비점유 확률이다. $P(w_i|A)$ 는 다음과 같이 계산된다.⁶

$$P(w_i|A) = \prod_{k=1}^{i-1} P(\overline{mp}_k|A), \quad (2)$$

위 식 (2)에서 $P(\overline{mp}_k|A)$ 는 격자 k 에서 다중-경로 현상이 발생하지 않을 확률이다. Fig. 2는 다중-반사 효과가 일어나는 경우를 보여준다. 초음파 빔이 a 지점에서 반사되는 경우 빔의 경로는 $2 \cdot oa$ 가 되어야 하지만, 다중-경로 현상이 발생할 경우에는 빔의 경로가 $oa + ab + bc$ 가 된다.

격자 i 에서 다중-경로 현상이 일어날 확률에 대한 모델은 초음파 센서 모델과 방향 확률 그리고 점유 확률에 따라 다음과 같이 모델링 된다.⁶

$$P(mp_i|A) = P(ori_i^k|A) \cdot P(r) \cdot P(\theta) \cdot (1 - P_{slant}(r)) \cdot P(o_i|A), \quad (3)$$

위 식 (3)에서 $P(ori_i^k|A)$ 는 격자 i 의 방향확률, $P(r) \cdot P(\theta) \cdot (1 - P_{slant}(r))$ 는 초음파 센서의 모델, 그리고 $P(o_i|A)$ 는 격자 i 의 점유 확률이다.

2.2 점유 지역 확률 갱신

베이저안 확률 모델을 사용하여 점유 지역 격자들의 점유 확률을 갱신하기 위해서는 다음 식을 사용한다.⁴

$$\frac{P(o_i|M, A)}{P(\bar{o}_i|M, A)} = \frac{\left[\frac{P(H_j|o_i, A) \cdot P(H_j|M)}{\sum_{n=1}^m \prod_{q=1}^{j+n-1} P(\bar{H}_j|o_i, A) \cdot P(H_{j+n}|o_i, A) \cdot P(H_{j+n}|M)} \right]}{\left[\frac{P(H_j|\bar{o}_i, A) \cdot P(H_j|M)}{\sum_{n=1}^m \prod_{q=1}^{j+n-1} P(\bar{H}_j|\bar{o}_i, A) \cdot P(H_{j+n}|\bar{o}_i, A) \cdot P(H_{j+n}|M)} \right]} \times \frac{P(o_i|M)}{P(\bar{o}_i|M)} \quad (4)$$

위 식 (4)에서 $P(H_j|M)$ 와 $P(H_{j+n}|M)$ 는 각각 점유 지역 내의 격자 j 와 $j+n$ 에서 초음파 빔이 반사될 확률로 격자의 중심으로부터 초음파 빔이 반사된 위치 즉 원호의 경계부와의 수선 거리를 이용하여 다음 식과 같이 나타낸다.⁴

$$P(H_{j+n}|M) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{\sigma^2}\right). \quad (5)$$

위 식 (5)에서 d 는 점유지역 내의 격자 $j+n$ 의 중심으로부터 원호의 경계부와의 수선 거리, σ 는 초음파 센서의 거리 측정값의 불확실성을 나타낸다.

3. 격자 관측 모델

초음파 센서와 초음파 격자 지도를 사용하여 이동 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 현재 이동 로봇의 초음파 센서로부터 얻어진 거리 정보와 초음파 격자 지도상에 기록된 환경 정보를 비교할 수

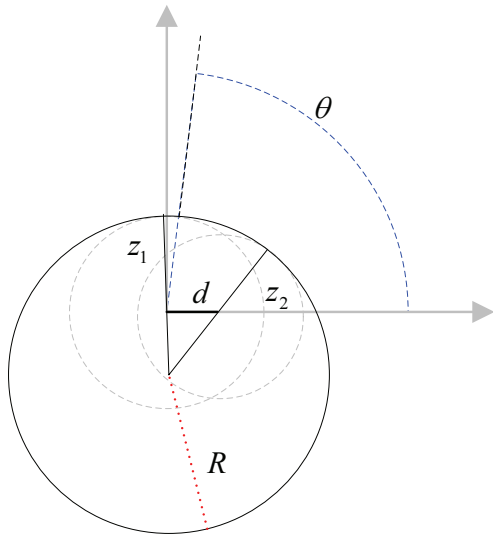


Fig. 3 Footprint association model

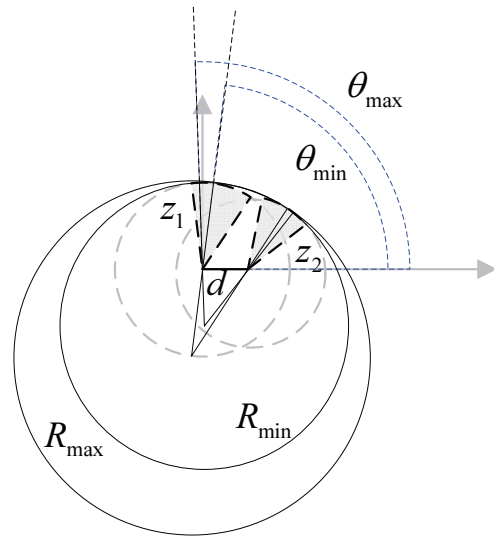


Fig. 4 Hypothesis feature

있어야 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 확률적 격자 탐지 모델을 제안한다. 이 모델은 신뢰할 만한 초음파 센서 데이터를 판별한 다음, 초음파 격자 지도상의 어떤 격자가 초음파 센서에 의해 탐지되었는지를 추정하여 이동 로봇의 위치 추정을 위한 예상된 관측값을 구한다.

3.1 신뢰 영역 추출

이동 로봇은 다수의 초음파 센서를 가지고 있기 때문에 한 위치에서 다수의 초음파 센서 데이터를 얻을 수 있다. 그러나 초음파 센서는 방향 불확실성이 크고, 다중-경로 현상의 영향을 받을 수 있기 때문에 정확한 위치 추정을 위해서는 다수의 초음파 센서 데이터 중 신뢰할 수 있는 것만을 판별하여 사용하여야 한다. 이를 위해서는 Fig. 3 에서 보는 바와 같이 서로 다른 위치에서 측정된 초음파 센서 데이터를 조합하여 식 (6)과 같이 초음파 센서 데이터 중 신뢰할 수 있는 영역을 추출한다.⁷

$$R(\theta) = -\frac{z_1^2 - z_2^2 - 2dz_1 \cos \theta + d^2}{2(d \cos \theta + z_2 - z_1)}, \quad (6)$$

위 (6) 식에서 z_1 과 z_2 는 각각 두 초음파 센서 데이터의 거리 값을, d 는 두 초음파 센서가 얻어진 이동 로봇의 위치 차이를, 그리고 θ 는 가상 형상과 접하고 있는 위치의 각도를 나타낸다.

서로 다른 위치에서 측정된 2 개의 초음파 센서 데이터를 조합하여 얻어진 가상 형상을 바탕으로 초음파 센서 데이터의 신뢰 영역은 다음 식 (7) 과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta_{min} < \theta < \theta_{max}, \\ \theta_{min} &= \cos^{-1} \frac{(z_1 - R_{min})^2 - (z_2 - R_{min})^2 + d^2}{2 \cdot d \cdot (z_1 - R_{min})}, \\ \theta_{max} &= \cos^{-1} \frac{(z_1 - R_{max})^2 - (z_2 - R_{max})^2 + d^2}{2 \cdot d \cdot (z_1 - R_{max})}, \end{aligned} \quad (7)$$

위 식 (7)에서 R_{min} 과 R_{max} 는 Fig. 4 에서 보는 바와 같이 각각 두 개의 초음파 센서 값을 조합하여 만들 수 있는 가상 형상의 반지름의 최소, 최대 값이다.

3.2 확률적 격자 탐지 모델

초음파 센서 데이터로부터 신뢰할 영역을 추출한 다음 이동 로봇의 위치 추정을 위한 예상된 관측값을 구하기 위해서는 초음파 격자 지도상의 어느 격자로부터 초음파 빔이 반사되었는지 찾아야 한다. 이를 위하여 확률적 격자 탐지 모델은 초음파 센서 데이터의 신뢰 영역과 초음파 센서의 특성을 이용하여 식 (8)과 같이 예상된 관측값을 구한다.⁶

$$\begin{aligned}
 &P(H_i|A) \\
 &= P(H_i|o_i) \cdot P(o_i|A) \cdot P(w_i|A) \\
 &+ P(H_{i^*})_e \cdot (1 - P(w_i|A)),
 \end{aligned} \tag{8}$$

위 식 (8)에서 $P(H_i|A)$ 는 물리적으로 초음파 빔이 격자 i 에서 반사될 확률을 나타낸다. 그리고 $P(H_i|o_i)$ 는 격자 i 가 점유되어 있을 때 초음파 빔이 격자 i 에 반사될 확률, 그리고 $P(H_{i^*})_e$ 는 초음파 빔이 지나가지 않은 영역의 격자들의 평균 점유 확률이다. $P(H_i|o_i)$ 는 초음파 센서의 특성을 고려하여 다음 식 (9)와 같이 나타내어진다.⁶

$$\begin{aligned}
 &P(H_i|o_i) = c(\theta) \cdot P(r) \cdot P(\theta), \\
 &P(r) = 1 - \frac{r}{D}, P(\theta) = 1 - \left(\frac{\theta}{\omega/2}\right)^2,
 \end{aligned} \tag{9}$$

위 식 (9)에서 $c(\theta)$ 는 신뢰 영역 내부에 대한 가중치, D 는 초음파 센서의 최대 탐지 범위를, 그리고 ω 는 초음파 센서의 빔 폭이다. 신뢰 영역에 대한 가중치는 다음 식 (10)과 같이 계산된다.

$$c(\theta) = 1 - \exp\left(-\frac{(\theta - \bar{\theta})^2}{2\sigma_\theta^2}\right), \tag{10}$$

위 식 (10)에서 $\bar{\theta}$ 는 초음파 센서 데이터의 신뢰 영역의 가운데 방향, 그리고 σ_θ 는 신뢰 영역의 폭이다.

식 (6)을 이용한 확률적 격자 탐지 모델은 실제 적용에 있어서 $P(w_i|A)$ 를 구하는 과정에서 초음파 빔의 궤적에 속하는 모든 격자들의 방향 확률을 계산해준 후에 다중-경로 현상이 일어날 확률을 계산해 주어야 하기 때문에 많은 계산량을 요구한다. 그러므로 계산량을 감소 시키면서도 다중-경로 현상을 고려하기 위하여 거리 신뢰 계수(RCF: range confidence factor)를 사용하여 (8)의 식을 식 (11)과 같이 단순화 하였다.⁸

$$\begin{aligned}
 &P(H_i|A) \\
 &= P(H_i|o_i) \cdot P(o_i|A) \cdot RCF \\
 &+ P(H_{i^*})_e \cdot (1 - RCF),
 \end{aligned} \tag{11}$$

위 식 (11)에서 거리 신뢰 계수는 식 (12)와 같

이 다중-경로 현상이 발생할 수 있는 환경에서 얻어진 초음파 데이터의 신뢰할 수 있는 정도를 나타낸다.⁸

$$RCF(r) = \left(1 - \frac{r}{D \cdot w}\right)^k, \tag{12}$$

위 식 (12)에서 k 와 w 는 초음파 센서 데이터의 신뢰도를 결정하는 상수이다. 초음파 센서가 반사된 초음파 빔의 신호 강도의 차이에 민감하지 않을 경우 k 는 1 보다 작게 설정되고, 민감할 경우에는 1 보다 큰 값으로 설정되게 된다.

위의 과정을 통하여 초음파 센서 데이터의 신뢰 영역 안에 속하는 격자들 중 초음파 빔을 반사할 확률이 가장 높은 격자를 찾은 다음 현재 이동 로봇의 위치를 기준으로 예상된 관측값을 구할 수 있다.

4. 파티클 필터 기반 위치 추정

초음파 격자 지도는 이동 로봇이 주행 가능한 영역을 표현할 수 있기 때문에 이동 로봇의 경로 생성 등에 유용하게 이용될 수 있지만, 형상 지도(feature map)과 달리 환경 정보가 정량화 되기 어려운 특성을 지닌다. 그러므로 초음파 격자 지도를 기반의 위치 추정 알고리즘은 확장 칼만 필터(extended Kalman filte)보다는 파티클 필터(particle filter)를 사용하는 것이 적합하다. 그리고 파티클 필터는 다수의 파티클들을 이용해 이동 로봇의 위치를 추정하기 때문에 확장 칼만 필터보다 초음파 센서의 노이즈나, 오도메트리(odometry) 오차에 보다 강인한 특성을 가지고 있다. 파티클 필터는 다음과 같은 과정을 통해 이동 로봇의 위치를 추정한다; (1) 샘플링(sampling); (2) 중요도(importance weight) 갱신; (3) 재샘플링(resampling).⁹

4.1 샘플링

파티클 필터 기반의 위치 추정의 첫 번째 과정은 이전 단계의 이동 로봇 위치를 기준으로 오도메트리 정보를 이용하여 현재 단계의 로봇 위치를 예상하는 과정이다.

파티클 필터 기반의 위치 추정에서는 식 (13)과 같이 이동 로봇의 위치가 다음과 같은 파티클의 집합 형태로 표현된다.

$$X_t = \{x_t^{[1]}, x_t^{[2]}, \dots, x_t^{[M]}\}, x_t^{[n]} = \begin{pmatrix} \mu_t^{[n]} \\ w_t^{[n]} \end{pmatrix}, \quad (13)$$

위 식 (13)에서 $\mu_t^{[n]}$ 은 이동 로봇의 위치, $w_t^{[n]}$ 은 파티클의 중요도를 나타낸다.

이동 로봇의 기구학 모델(kinematic model)과 오도메트리 에러를 고려한 로봇의 현재 위치는 다음 식 (14)와 같이 표현된다.

$$\mu_t^{[n]} = f(\mu_{t-1}^{[n]}, u), \quad (14)$$

위 식 (14)에서 f 는 이동 로봇의 기구학 모델, 그리고 u 는 이전 단계의 위치에서 이동 로봇에 내려진 이동 명령으로 이 이동 명령에 가우시안 노이즈(Gaussian noise)를 더하는 것을 통해 오도메트리 오차를 표현한다.

샘플링 과정을 통해 이동 로봇의 이동 명령과 오도메트리 오차를 반영하여 이동 로봇의 위치 불확실성(pose uncertainty)을 표현할 수 있다.

4.2 중요도 갱신

두 번째 과정은 샘플링을 통하여 확산된 샘플들의 위치를 기준으로, 각 파티클의 위치를 기준으로 예상된 관측값과 현재 초음파 센서 데이터를 비교하여 각 파티클의 중요도를 갱신하는 과정이다.

초음파 센서는 넓은 빔 폭을 가지고 있기 때문에 Fig. 5(a)에서 보는 바와 같이 초음파 빔을 반사할 수 있는 격자가 초음파 격자 지도 내부에 다수 존재하게 된다. 이런 경우 앞에서 언급한 격자 기반 관측 모델을 사용하여 초음파 빔을 반사할 수 있는 가능성이 가장 높은 격자를 찾을 수 있다.

격자 기반 관측 모델을 사용하여 얻은 예측된 관측은 다음 식 (15)와 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$\hat{z}_i^{[n]} = \begin{pmatrix} r_i^{[n]} \\ \theta_i^{[n]} \end{pmatrix}, \quad (15)$$

위 식에서 $r_i^{[n]}$ 과 $\theta_i^{[n]}$ 은 각각 파티클의 위치에서부터 초음파 빔을 반사할 수 있는 가능성이 가장 높은 격자까지의 상대 거리 및 각도이다.

격자 기반 관측 모델을 사용하여 초음파 빔을 반사할 격자를 찾을 때 파티클의 위치에 따라 예

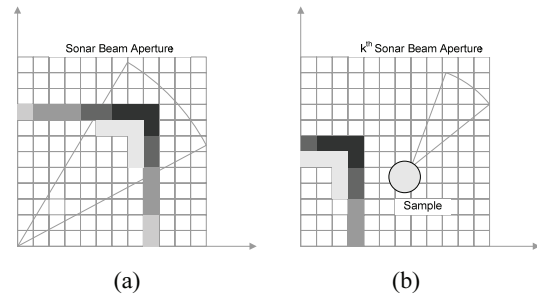


Fig. 5 Grid cells within a sonar beam aperture. (a) multiple candidates, (b) no candidate

외적인 경우가 발생한다. 이는 Fig. 5(b)에서 보는 바와 같이 초음파 빔을 반사할 가능성이 있는 점 유 확률이 높은 격자가 초음파 센서의 탐지 범위 내에 존재하지 않는 경우이다. 이러한 경우 파티클의 위치가 이동 로봇의 실제 위치에서 크게 벗어났다고 판단할 수 있기 때문에 이러한 파티클들은 낮은 중요도를 가지도록 한다.

예상된 관측과 현재 초음파 센서 데이터를 바탕으로 파티클의 중요도는 다음의 식 (16)을 이용하여 갱신된다.

$$w_t^{[n]} = \prod_i^k \frac{\left(-\frac{1}{2}(\hat{z}_i^{[n]} - z_i^{[n]}) \cdot [S_i^{[n]}]^{-1} \cdot (\hat{z}_i^{[n]} - z_i^{[n]})\right)}{|2\pi \cdot S_i^{[n]}|}. \quad (16)$$

위 식에서 $z_i^{[n]}$ 은 현재 초음파 센서 데이터, 그리고 $S_i^{[n]}$ 은 초음파 센서 데이터에 포함된 노이즈를 나타낸다.

4.3 재샘플링

파티클들의 중요도를 갱신한 뒤에 중요도가 낮은 파티클들을 버리고 대신 버린 파티클만큼 중요도가 높은 파티클들을 복제해서 파티클들이 이동 로봇의 위치 불확실성을 잘 표현할 수 있도록 해야 한다. 이 때 이동 로봇이 새로 초음파 센서 데이터를 얻을 때마다 파티클들을 재샘플링 할 경우 파티클들이 좁은 영역에 수렴하여 위치 불확실성을 제대로 표현하지 못하기 때문에 파티클들이 일정 수준 이상 퍼져있도록 해야 한다. 이를 위해 파티클들이 재샘플링을 필요로 하는지 판단하기 위하여 다음 식 (17)을 사용한다.

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^M w_t^{[i]}} \quad (17)$$

파티클들의 재샘플링은 식 (17)의 \hat{n}_{eff} 가 일정한 값보다 낮아졌을 때만 일어나게 된다.

5. 실험 및 결과

초음파 격자 기반 위치 추정 알고리즘의 성능은 실내 환경에서 이동 로봇의 위치 추정을 수행함으로써 검증되었다.

실험에 사용된 로봇은 ActiveMedia Robotics 사의 Pioneer 3-DX 이며, Murata 사의 초음파 센서 12 개가 30° 간격으로 부착되어 있다.

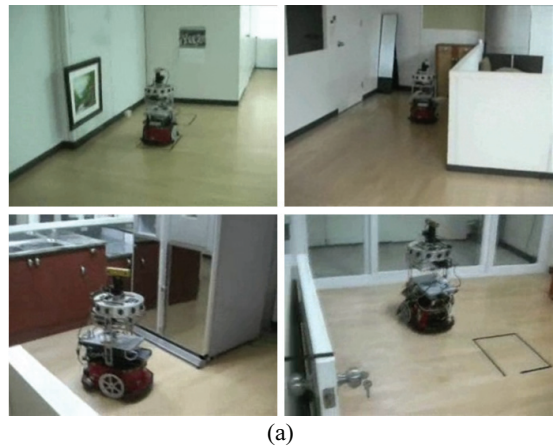
초음파 격자 기반 위치 추정 알고리즘의 성능은 Fig. 6 과 같은 두 가지 실내 환경에서 실험을 통해 검증되었고, Fig. 7 과 같이 두 환경의 초음파 격자 지도는 실험을 위하여 미리 작성되었다. 첫 번째 실험 환경은 넓지만 내부에 배치된 가구가 적은 환경이고, 두 번째 환경은 좁지만 내부에 소파와 식탁 등 다양한 가구가 있는 환경이다.

두 실험 환경에서 이동 로봇은 초기 위치부터 벽을 따라 2 회 주행하여 초기 위치로 돌아오는 방식으로 실험을 수행하였고, 주행하는 동안 누적된 위치 추정 오차는 초기 위치에서의 위치 추정 결과값을 사용하여 확인하였다. 첫 번째 환경에서 이동 로봇은 벽을 따라 이동하는 알고리즘을 통해 자율적으로 이동하였고, 두 번째 환경에서 이동 로봇은 수동 조종을 통해 이동하였다.

두 실험 환경에서 사용된 위치 추정 알고리즘의 파라미터는 다음과 같다.

- 파티클 개수: 100 개
- 초음파 센서의 탐지 거리: 4 m
- 초음파 센서의 탐지 범위: 30°
- 격자 지도의 해상도: 0.05 m × 0.05 m
- 알고리즘 수행 주기: 4 Hz
- \hat{n}_{eff} : 0.75
- k, w : 1.1, 0.8

이동 로봇은 첫 번째 실험 환경에서 13 분간 66 m 간 주행하였고, 두 번째 실험 환경에서 6 분간 48 m 를 주행하였다. 각각의 실험 환경에서 위치 추정을 수행한 결과는 표 1, 2 에서 보는 바와

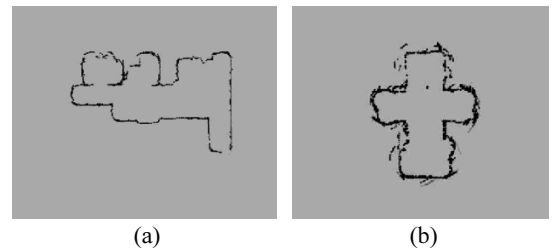


(a)



(b)

Fig. 6 Indoor environments. (a) #1, (b) environment #2



(a)

(b)

Fig. 7 Sonar grid maps. (a) environment #1, (b) environment #2

같이 바퀴 엔코더(encoder)만을 사용해 추정된 오도메트리 추정 결과와 초기 위치를 기준으로 비교하였다.

Fig. 7 에서 보는 바와 같이 첫 번째 환경에서 초음파 격자 기반 위치 추정 알고리즘을 사용하였을 때 위치(position)와 방향(heading)오차는 오도메트리 추정 오차 대비 각각 85%, 96% 감소하였고, 두 번째 환경에서 초음파 격자 대비 위치

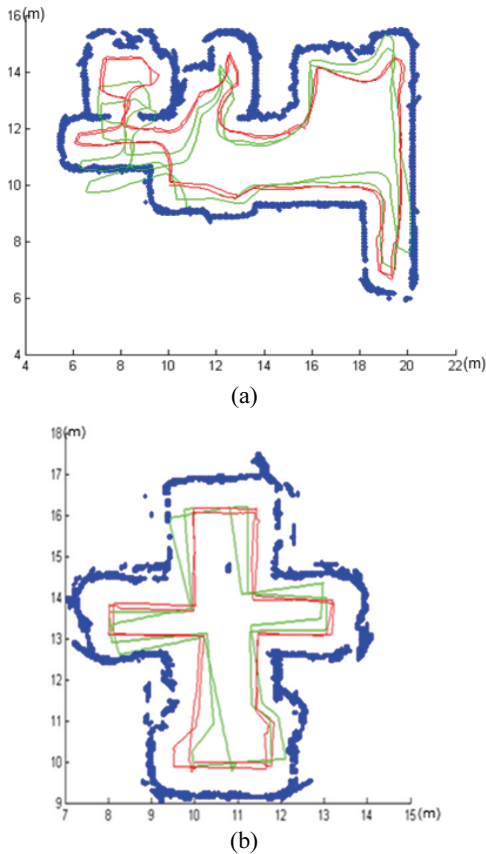


Fig. 8 Trajectories. (a) environment #1, (b) environment #2

Table 1 Localization results (Environment #1)

Error	x (m)	y (m)	θ (rad.)
Odometry	0.86	0.77	0.23
Localization	0.16	0.01	0.01

Table 2 Localization results (Environment #2)

Error	x (m)	y (m)	θ (rad.)
Odometry	0.95	0.08	0.26
Localization	0.13	0.15	0.02

추정 알고리즘은 위치와 방향 오차는 각각 79%, 93% 감소하였다.

6. 결론

본 논문에서는 각도 초음파 격자 지도를 사용하여 이동로봇의 위치를 추정할 때, 예측된 관측을 구하기 위하여 초음파 격자 지도상의 점유 확

률이 높은 격자들 중에서 초음파 빔을 반사할 수 있는 가능성이 가장 높은 격자를 찾아내는 격자 기반 관측 모델을 개발하였다.

제안된 모델은 각도 불확실성이 큰 초음파 센서 데이터의 신뢰 영역을 판단한 후 초음파 센서의 특성을 고려한 확률적인 격자 탐지 모델을 사용하여 초음파 빔을 반사할 가능성이 가장 높은 격자를 찾아낸다.

제안된 모델은 파티클 필터 기반의 위치 인식 알고리즘에 적용되어 실내 환경에서 이동 로봇의 위치를 추정하는 실험을 통해 성능이 검증되었다.

후 기

본 논문은, 한국과학재단의 선도연구센터지원사업 (No. 2011-0030075), 글로벌프론티어 연구개발사업 “실감교류 인체감응솔루션” (No. M1AXA003-2011-0028358), 도약연구지원사업 (No. R17-2008-021-01000-0), 지식경제부의 산업원천기술개발사업 “노약자를 위한 감성교감 및 이동보조 서비스 로봇 개발” (No. 10038574), 한국과학기술원 국방무인화 기술 특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방연구소의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

1. Kleeman, L. and Kuc, R., “Sonar Sensing,” Springer, 2008.
2. Leonard, J. and Durrant-Whyte, H., “Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons,” IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 7, No. 3, pp. 376-382, 1991.
3. Heo, Y.-J., Lim, J.-H., and Lee, S.-J., “EKF-based SLAM Using Sonar Salient Feature and Line Feature for Mobile Robots,” J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 28, No. 10, pp. 1174-1180, 2011.
4. Cho, D.-W. and Moravec, H., “A Bayesian Method for Certainty Grids,” AAAI Spring Symposium on Mobile Robots, pp. 57-60, 1989.
5. Burguera, A., Gonzalez, Y., and Oliver, G., “Probabilistic Sonar Scan Matching for Robust Localization,” IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3154-3160, 2007.
6. Lim, J. H. and Cho, D.-W., “Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation,”

- Transactions on ASME Journal of Dynamic System, Measurement and Control, Vol. 116, pp. 512-520, 1994.
7. Lee, S.-J., Lim, J. H., Kang, C. W., and Cho, D.-W., "Feature Based Map Building Using Sparse Sonar Data," Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1648-1652, 2005.
 8. Lim, J. H. and Cho, D.-W., "Physically Based Sensor Modeling for a Sonar Map in a Specular Environment," Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1714-1719, 1992.
 9. Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F., "Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots," Proc. of the Sixteen National Conference of Artificial Intelligence, pp. 343-349, 1999.