

# 자율 주행 로봇의 확률론적 자기 위치 추정기법을 위해 거리 센서를 이용한 센서 모델 설계

## Sensor Model Design of Range Sensor Based Probabilistic Localization for the Autonomous Mobile Robot

김경록,\* 정우진,\*\* 김문상\*\*\*

Kyungrock Kim,\* Woojin Chung,\*\* Munsang Kim,\*\*\*

**Abstract** - This paper presents a sensor model design based on Monte Carlo Localization method. First, we define the measurement error of each sample using a map matching method by 2-D laser scanners and a pre-constructed grid-map of the environment. Second, samples are assigned probabilities due to matching errors from the gaussian probability density function considered of the sample's convergence. Simulation using real environment data shows good localization results by the designed sensor model

**Key Words** : Sensor Model (센서 모델), Pose Estimation (위치 추정), Mobile Robot(이동 로봇), 레이저 스캐너 (Laser Scanner), Monte Carlo Localization (샘플 기반의 확률론적 자기 위치 추정 기법)

### 1. 장 서론

로봇의 신뢰성 있는 자기 위치 추정은 오랫동안 이동 로봇이 해결해야 할 매우 중요한 문제였다. 이때 자기 위치 추정 문제라는 것은 결국 주어진 환경 지도와 센서 정보를 이용하여 로봇의 위치를 어떻게 알아내는 것을 목적으로 하고 있는 것이다. 이러한 연구 중에 최근 가장 활발히 연구 되고 있는 분야가 베이스 필터를 이용한 확률론적 위치 추정 방법이다. 확률론적인 방법이 각광을 받고 있는 이유는 센서 자체가 지니는 에러들과 주변 환경에 대한 불안정한 정보를 가지고 로봇이 신뢰성 있게 자신의 위치를 추정해야 내야 하기 때문이다[1]. 이러한 확률론적 자기 위치 추정 방법은 로봇 위치의 불확실성을 나타내는 방법에 따라 다양한 기법들이 연구되어져 오고 있다. 그중에서도 Monte Carlo Localization [2] 방법이 최근에 가장 성공적으로 이동 로봇에 적용 되어지고 있다. 이 방법은 로봇이 주행하면서 점점 커져 가는 로봇 위치의 불확실성을 샘플들의 확산을 통해 표현을 하고 센서 정보를 이용하여 효과적으로 로봇 위치로 수렴 시켜 가는 과정을 통해 신뢰성 있는 자기 위치 추정을 하게 된다. 이때 샘플들의 분포가 로봇 위치의 불확실성을 반영하게 되는데 센서 모델이 로봇이 지닌 불확실성을 적절히 반영하지 않고 샘플들을 수렴 시킨다면 실제 로봇의 주행 중의 에러에 강인한 자기 위치 추정이 어렵게 된다. 실제로 다양한 종류의 센서를 사용한 여러 가지 형태의 센서 모델이 연구 되어져 오고 있다[3,4] 하지만 이러한 연구들은 대부분 로봇 위치의 불확실

성에 대한 표현보다는 로봇의 위치를 찾는 문제에 초점을 맞추고 있고, 일부 로봇 위치 에러에 대한 확률적인 면을 고려한 연구들에서도 로봇 위치로의 수렴성을 적절히 반영한 모델이 제시되지 못하고 있다. 이에 본 논문에서는 센서 자체가 가지는 에러만이 아니라 측정 방법이 가지는 에러를 적절히 반영하여 로봇위치에 대한 불확실성의 수렴성을 정의 할 수 있는 센서 모델을 설계하고자 한다.

### 2. 장 확률론적 자기 위치 추정 기술

본 연구에서 사용되는 확률론적인 자기 위치 추정 기술은 기본적으로 베이스 필터의 프레임에 의하여 이루어진다. 이때 자기 위치 추정 기법을 위한 베이스 필터의 적용은 다음과 같은 의미를 가지게 된다.

$$p(x_t|z_t) = \alpha p(z_t|x_t) \int p(x_t|x_{t-1}, u) P(x_{t-1}|z_{t-1}) dx_{t-1} \quad (1)$$

(a)  $p(x_t|z_t)$  : 로봇 위치에 대한 확률

(b)  $p(x_t|x_{t-1}, u)$  : 센싱 없이 주행 후 인코더 정보에 의한 로봇의 위치에 대한 확률

(c)  $p(z_t|x_t)$  : 센싱 하는 순간 각 샘플들이 가지는 측정된 센싱 값을 가질 확률

식(1)의 베이스 필터에 의한 기법이 로봇의 자기 위치 추정에 적용되기 위하여 각 확률 값들을 적절히 부여 하는 일이 중요하다. 먼저 (a)로 표현된 로봇 위치에 대한 확률은 Monte Carlo Localization 방법에 의하여 N개의 weighted random sample  $(x_t^i, w_t^i)$  들로 표현 하여 로봇 위치의 불확실성을 샘플들의 위치와 가중치로 표현 하게 된다. (b)의 확률 값은 흔히 모션 모델 이라 불리는데 로봇의 주행에 따른 에러의 확산을 묘사 하게 된다. (c)는 센서 모델을 의미하며

\* 김 경 록 : 연세대학교 기계공학과 석사과정

한국과학기술연구원 학생연구원

\*\* 정 우 진 : 한국과학기술연구원 선임연구원

\*\*\*김 문 상 : 한국과학기술연구원 책임연구원

(b)식에서 확산된 샘플들이 현재의 센서 측정 정보에 의하여 로봇의 위치를 반영할 적절한 확률 값을 부여 하는 것을 의미한다. 그렇게 만들어진 샘플들의 확률 분포는 샘플링 기법에 의하여 로봇의 위치를 중심으로 수렴되어진 샘플들의 분포로 표현 되어 진다. 즉 이러한 수렴성을 고려하여 샘플들에 적절한 확률 값을 부여 하는 것이 센서 모델이라 하겠다.

### 3. 장 센서 모델

#### 3.1절 매칭 에러 정의

각 샘플들은 모션 모델에 의하여 로봇의 위치의 불확실성을 반영하여 로봇이 있을 수 있는 위치에 분포하게 된다. 이때 로봇 위치의 불확실성을 반영하여 분포된 각 샘플들이 현재의 센서 정보에 근거 하여 로봇의 실제 위치와의 에러를 정의 하여야 한다

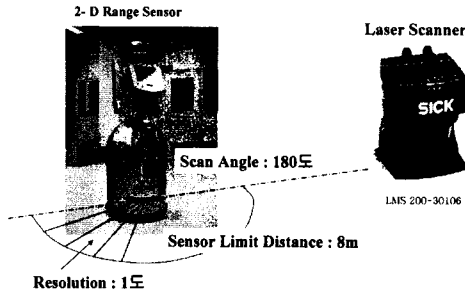


그림 1. 안내 로봇 “지니”와 2-D 레이저 센서

본 연구에 사용된 센서는 그림 1.에서와 같이 2-D 레이저 스캐너로 주변 180도를 1도의 간격으로 조밀한 주변 환경의 거리 값을 얻어 올 수 있다. 측정값의 신뢰성을 위하여 최대 거리를 8m 로 제한하여 사용하고 있고, 그 범위 내에서의 거리 측정 에러는 거의 무시 할 만 하다. 이러한 측정된 거리 값에 의하여 지도상의 샘플 위치에서 예상되는 환경과 실제 측정된 환경 사이에 비교를 하게 된다[6]. 이때 그림 2와 같이 두 측정 데이터의 매칭 정도를 매칭이 안된 면적의 비율을 통하여 나타내고자 한다. 이때 면적은 식 (2),(3)에 의하여 부채꼴들의 합으로 근사화 될 수 있다. 매칭이 안된 부분의 면적은 식(4) 와 같이 계산한다. 이러한 면적 측정 방법은 조밀하게 1도마다 측정된 거리 값을 이용하므로 부채꼴의 가정을 통한 실제 넓이와의 차이는 매우 작다. 이때 이러한 매칭이 안되는 부분의 면적을 식(5) 와 같이 실제 환경의 면적으로 나누어 줌으로 인해서 매칭 에러의 비율을 %값으로 표현 가능해 진다.

$$ReferArea_j = \frac{AngleResolution \times \pi}{360} \times ReferDist^2 \quad (2)$$

$$ScanArea_j = \frac{AngleResolution \times \pi}{360} \times ScanDist_j^2 \quad (3)$$

$$DelArea_j = |ReferArea_j - ScanArea_j| \quad (4)$$

$$MatchingError(\%) = \frac{\sum_j DelArea_j}{\sum_j (ReferArea_j + ScanArea_j)} \times 100 \quad (5)$$

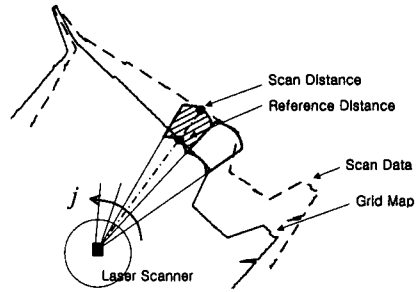


그림 2. Map Matching Method

#### 3.2절 에러에 따른 확률 함수 정의

샘플링 기법을 이용한 확률론적 자기 위치 추정 방식은 샘플들의 위치 에러뿐만 아니라 각 샘플들이 센서 정보에 의하여 어떠한 확률 분포를 이루는 지를 잘 정의하여야 샘플들의 효과적인 수렴성 및 신뢰성 있는 자기 위치 추정을 보장 할 수 있게 된다. 센서 모델의 확률 분포 형태는 그 모양에 따라 그림3와 같은 특징을 가지게 된다.

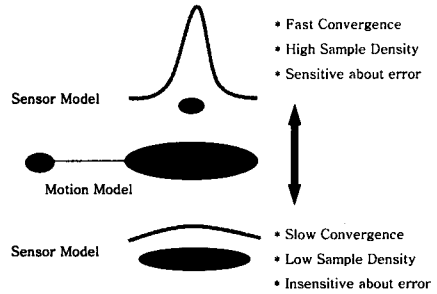


그림 3. 센서 모델의 형태에 따른 특징

이러한 특징들을 고려하여 본 논문에서는 가우시안 확률 밀도 함수를 사용한 확률 분포를 제시하고자 한다.

$$f(MatchingError) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(MatchingError)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (6)$$

식 (6)의 가우시안 확률 밀도 함수를 사용 한다면 가우시안 분포의 특징에 의하여 로봇이 측정된 로봇의 위치로부터  $\sigma$ 의 에러 범위 안에 로봇이 있을 가능성이 68.3%,  $3\sigma$  밖에 로봇이 위치할 확률은 99.7% 라는 것을 의미하게 된다. 이러한 확률 분포를 샘플들의 위치 분포로 표현 하게 될 때 샘플링 기법에 의하여 샘플들의 분포는 대략적으로 최소 수렴범위  $\sigma$ 를 가지고 최대 확산 범위  $3\sigma$ 를 가지게 된다는 것을 의미 하게 된다. 결국 가우시안 확률 밀도 함수의 사용으로 샘플들의 로봇 위치를 반영할 확률 또는 샘플들의 수렴성이  $\sigma$ 값에 의하여 결정되게 된다.

### 4. 장 실험 및 결과 고찰

그림 4는 대전에 있는 국립 중앙 과학관의 한 부분의 실제 환

경에 대한 격자 지도로 가지고 매칭 어려움을 실험한 결과이다.

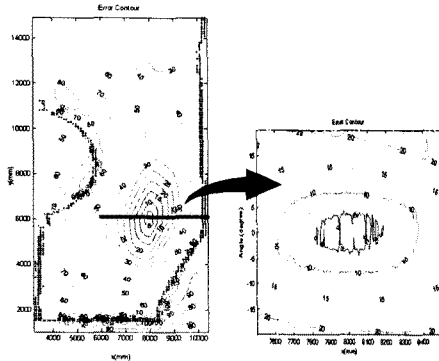


그림 4. 샘플들의 매칭 에러 등고선 (왼쪽은 (x,y)공간상의 결과, 오른쪽은 (x,angle) 공간 상의 결과)

이때 정의된 에러 값들은 주변 환경에 영향을 따라 맵의 형태와 유사하게 등고선이 그려지고 로봇 위치를 중심으로 퍼져 가는 형태로 형성됨에 따라 측정에 따른 샘플들 간의 상대적인 에러를 적절히 반영 하고 있음을 볼 수 있다. 이러한 에러를 바탕으로 가우시안 확률 값을 부여 하여 샘플들의 확률 분포를 나타내게 된다. 이를 실제 환경 데이터를 바탕으로 시뮬레이션 해본 결과가 그림 5와 같다. 이때 여러 번의 실험을 통하여 측정에 의한 에러를 10%정도로 고려하여 즉  $\sigma=10$ 으로 설정 하였다. 그림5의 왼쪽 그림은 지도상에 로봇 위치의 불확실성을 표현하는 샘플들의 퍼져 있는 모습 이고 오른쪽은 각 샘플들의 에러에 따른 가우시안 확률 밀도 함수에 의한 확률 분포이다.

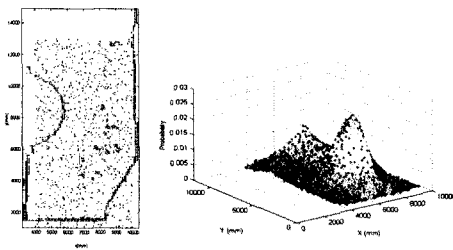


그림 5-1. 초기 샘플링

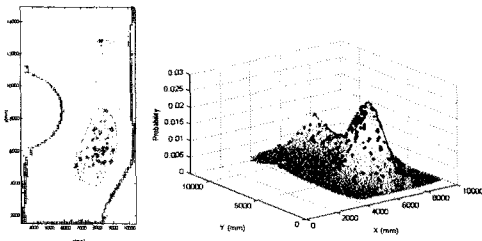


그림 5-2. 한번의 센싱 뒤의 샘플 분포(대부분의 샘플들이  $3\sigma$  안으로 모임)

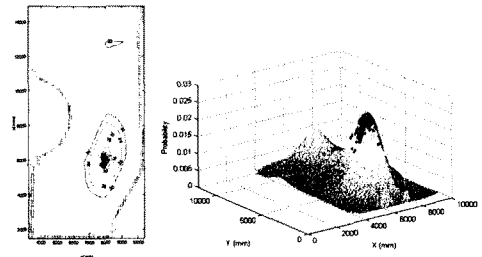


그림 5-3. 10번의 센싱 뒤의 샘플들의 분포(샘플들이  $\sigma$ 정도의 분포 범위를 유지함)

이때 샘플링 기법에 의하여 샘플들이 높은 확률 값을 가지는 곳으로 수렴되어져 감을 볼 수 있다. 이때  $3\sigma$  밖의 샘플들은 매우 낮은 확률 값을 가지게 되어 그림 5-2과 같이 한번의 센싱 후에 대부분 없어지고 그림 5-3과 같이 10번의 센싱 후에도 샘플들은  $\sigma$  범위 정도의 샘플 분포를 유지 하게 된다. 즉 적절한 매칭 방법을 통하여 로봇의 위치를 중심으로 샘플들의 에러를 설정 할 수 있었고  $\sigma$ 에 의하여 샘플이 로봇의 위치로의 수렴성을 결정하는 센서 모델이 설계가 되었음을 확인할 수 있었다.

## 5. 장 결론

본 연구에서는 샘플들이 로봇 위치로 부터의 에러를 맵 매칭 에러에 의하여 정의하고 각 에러에 따라 샘플들의 가우시안 확률분포를 만들어 적절하게 샘플들이 로봇의 위치를 중심으로 수렴하도록 하였다. 이는 기존의 연구에서 샘플들의 수렴을 정의할 수 있는 정량적 파라메터가 없었던 데에 반하여 본 연구에서는 가우시안 확률분포의  $\sigma$ 값에 의하여 센서나 매칭 방법에 따른 적절한 수렴성을 결정해 줄 수 있는 효과적인 센서 모델이 설계 되었다.

## 참 고 문 헌

- [1] Sebastian Thrun, "Probabilistic Algorithms in Robotics", Technical Report CMU-CS-00-126, Carnegie Mellon University, Computer Science Department, Pittsburgh, PA, 2000.
- [2] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, "Monte Carlo Localization for Mobile Robots," IEEE International Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 1999.
- [3] F. Lu and E E Milios. "Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans", Proc. IEEE Comp. Soc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, pp 935-938, June 1994.
- [4] J.-S. Gutmann and C. Schlegel, "Amos: Comparison of scan matching approaches for self-localization in indoor environments," in Proceedings of the 1st Euromicro Workshop on Advanced Mobile Robots, IEEE Computer Society Press, 1996.
- [5] Dongheui Lee, Woojin Kim, "A Reliable Position Estimation Method of the Service Robot by Map Matching," IEEE International Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2003.