

초음파 센서를 이용한 자율 이동로봇의 위치추적

유영선, 김종선, 주영훈
 군산대학교 전자정보공학부

Localization of Autonomous Mobile Robot Using Sonar Sensors

Yeong Seon Yu · Jong Seon Kim · Young Hoon Joo
 School of Electronic & Information Engineering, Kunsan National University

Abstract - 본 논문에서는 이동로봇에 장착된 초음파센서 모듈을 이용하여 실내 환경에 대한 기본적인 지도를 작성하고, 작성된 지도를 바탕으로 이동로봇의 위치를 추적하는 방법을 제안한다. 이동로봇은 실내 주행 중에 초음파센서로부터 얻어진 일반적인 거리정보를 가지고 격자지도를 작성한다. 작성된 지도를 바탕으로 다양한 형태와 불확실한 장애물을 표현하기에 적합한 확률적 표현을 이용한 몬테카를로 위치추정 기법을 사용하여 이동로봇의 위치를 측정한다. 제시된 방법을 이용하여 실내 환경에서의 실험을 통하여 이동로봇의 위치를 측정하여 효율성을 평가한다.

1. 서 론

오늘날 로봇은 여러 분야에서 필요성이 증대됨에 따라 다양한 형태의 로봇들이 산업현장에서 뿐만 아니라 병원, 사무실, 가정 등 우리의 생활에 많은 도움을 주고 있다. 이러한 로봇들 중 임의의 공간에 원하는 위치로 이동이 가능한 이동로봇에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 자율 이동로봇이란 로봇주위에 대한 환경을 인식하여 나타내는 지도 형성과 지도로부터 로봇이 가야할 곳을 결정하는 경로계획 및 주행제어, 그리고 로봇의 현재위치를 알 수 있는 위치추정 등의 능력을 갖추어야 한다. 이중 특별한 임무를 가지고 임의의 경로를 자율적으로 이동하는 이동로봇의 경우에는 로봇자신의 위치를 추정하는 기능이 필수적으로 요구된다. 위치추정 방법은 크게 상대위치 추정과 절대위치 추정으로 나누어진다.[1] 상대위치 추정은 기준이 되는 위치로부터 주어진 시간동안 이동한 거리, 속도, 각속도를 계산하여 현재위치를 결정하는 방법으로 센서의 오차에 의해 이동거리와 이동시간이 늘어남에 따라 오차의 누적이 커지게 된다. 이를 보완하기 위해 주기적으로 절대위치를 결정해야 한다. 절대위치의 결정은 이미 알고 있는 기준위치들로부터 로봇과의 거리 또는 각도를 측정하여 기하학적으로 위치를 결정하는 방법이다. 이러한 방법들은 칼만 필터에 기반한 위치추정 방법[2], 마르코프 위치추정(Markov localization)[3], 몬테카를로(Monte Carlo) 위치추정[4] 등이 사용되고 있다. 이를 위해 센서정보를 이용하여 로봇 주위환경에 대한 지도 작성이 선행되어야 한다. 초음파센서를 이용한 지도생성에서는 크게 특징점(feature)표현 방식과 격자형(grid) 표현방식이 있다. 특징점 표현 방식 자유공간의 정보와 특징점으로 표현되는 장애물들을 도식화 하여 환경을 나타내는 방법이나 정확한 센서의 정보를 필요로 하나 정확한 정보를 얻을 수 없다는 단점이 있다. 그리드 기반 모델은 작업환경을 일정한 셀로 나누어 장애물이 있는 셀과 없는 셀로 표현하는 방법[5]으로 많은 양의 메모리를 필요로 하는 단점을 가지고 있으나 센서데이터의 부정확성 등의 문제에 크게 영향을 받지 않으며 실질적으로 쉽게 환경 지도를 구성할 수가 있다. 본 논문에서는 격자형 표현방식으로 환경지도를 작성하고, 작성된 환경지도를 이용하여 샘플링 기반의 위치 추정 기법인 몬테카를로 위치추정 기법을 이용하여 로봇의 위치를 추정하였다.

2. 본 론

2.1 확률지도 작성

확률지도란 이동로봇의 전체적인 작업공간을 일정한 크기의 셀로 나누고, 셀의 점령확률을 사용하여 지도를 작성하는데 각각의 셀에 물체가 있을 확률을 0에서 1까지의 확률값으로 표시한다. 이때 물체가 없으면 0으로 있으면 1의 상태가 된다. 확률지도 작성에는 베이지안 업데이트 모델(Bayesian Updating Model)[6]을 사용한다.

2.1.1 베이지안 업데이트 모델

베이지안 업데이트모델의 시작은 베이지안의 기본이론에서 시작된다. 즉 $P(A|B)$ 는 사건 B가 발생했을 때 사건 A가 발생할 확률이고 이는 다음과 같이 표현된다.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (1)$$

$$P(A|B) + P(\bar{A}|B) = 1 \quad (2)$$

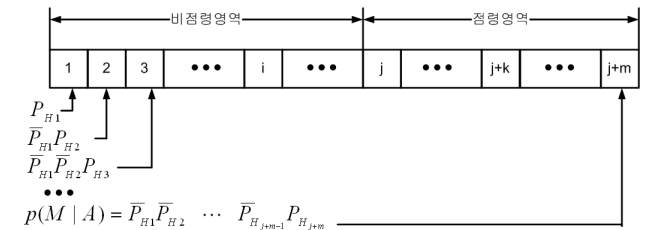
여기서 \bar{A} 는 A의 여사건이다. 사건 A와 B가 지도 작성에 사용되었다는 조건하에 또 다른 사건 o와 \bar{o} 가 일어날 확률식을 구하고 P(o)를 특정셀의 점령확률, A를 이미 알려진 정보, B를 새로운 정보로 정의하고 전후 관계를 고려하여 최종식을 구하면 다음과 같다.

$$\frac{P(o_i|B \cap A)}{P(o_i|B \cap \bar{A})} = \frac{P(B|o_i \cap A)}{P(B|o_i \cap \bar{A})} \times \frac{P(o_i|A)}{P(o_i|\bar{A})} \quad (3)$$

여기서 B와 기존의 정보 A를 비교하여 셀의 점령확률을 구한다. $P(o_i|A)$ 는 지금까지의 저장된 값이므로 $P(B|o_i \cap A)$ 값을 구하면 된다. 이 확률을 구하기 위해 beam의 궤적 내에 들어온 cell들을 센서로부터의 거리에 따라 재배열시킨다. 재배열된 cell들은 자신이 가지고 있는 점령확률에 따라서 beam을 멈추게 할 확률 $P(H_i|A)$ 를 갖는다.

$$P(H_i|A) = P(H_i|o_i) \times P(o_i|A) + P(H_i|\bar{o}_i) \times P(\bar{o}_i|A) \\ = P_{DET,i} \times P(o_i|A) + P_{FAL,i} \times P(\bar{o}_i|A) \quad (4)$$

위식에서 $P_{DET,i}$ 는 i번째 cell에 실제로 물체가 있을 때 beam이 그 cell에서 정지할 확률이며, $P_{FAL,i}$ 는 i번째 cell에 물체가 실제로 존재하지 않는데도 beam이 그 cell에 정지할 확률이다. 식(3)에서 B를 M으로 놓고 임의의 cell i에 대한 점령확률을 생각하면, $P(M|o_i \cap A)$ 만 미지의 값으로 남는다. 이를 구하기 위해 그림 1과 같이 재배열된 cell을 점령영역과 비점령영역으로 다시 나눈다. 점령영역은 거리의 값과 같은 거리에 있는 cell들이고, 비점령영역은 그보다 짧은 거리에 있는 cell들이다.



<그림 1> 재배열된 cell에서의 P(M|A)

$P(M|o_i \cap A)$ 와 $P(M|\bar{o}_i \cap A)$ 는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$P(M|o_i \cap A) = \sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|o_i \cap A) P(H_{j+n}|o_i \cap A) P(H_{j+n}|M) \quad (5)$$

$$P(M|\bar{o}_i \cap A) = \sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|\bar{o}_i \cap A) P(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) P(H_{j+n}|M) \quad (6)$$

식 (5)를 식(6)으로 나누면 다음과 같은 최종 식을 얻을 수가 있다. 식(7)은 점령영역에 대한 확률식이고, 비점령영역에 대한 확률식은 식(7)에 식(4)를 적용하면 되고 비점령영역의 확률식은 식(8)과 같다.

$$\frac{P(M|o_i \cap A)}{P(M|o_i \cap \bar{A})} = \frac{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|o_i \cap A) P(H_{j+n}|o_i \cap A) P(H_{j+n}|M)}{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|o_i \cap \bar{A}) P(H_{j+n}|o_i \cap \bar{A}) P(H_{j+n}|M)} \quad (7)$$

$$\frac{P(M|o_i \cap A)}{P(M|o_i \cap \bar{A})} = \frac{P(H_k|o_i \cap A)}{P(H_k|o_i \cap \bar{A})} = \frac{1 - P_{DET,i}}{1 - F_{FAL,i}} \quad (8)$$

2.2 이동로봇의 위치 측정

로봇의 위치측정은 현재 시간 단계 k 에서의 로봇상태의 추정, 초기 상태, 측정된 로봇 자세들의 집합 $Z^k = \{z_i, i=1..k\}$ 를 고려하는 것에서 시작한다. 이동로봇의 위치를 측정하기 위해서는 일반적으로 위치와 로봇의 방위인 $\mathbf{x}_r = [x_r, y_r, \theta_r]^T$ 로 정의한다. 이 추정문제는 모든 측정에서 조건부 현 상태의 사후 밀도 $p(\mathbf{x}_k|Z^k)$ 로 구성되는 베이시안 필터링의 한 예이다. 베이시안 접근 방법에서는 상태 \mathbf{x}_k 에 대해 가지고 있는 모든 정보를 표현하기 위해 확률밀도함수를 사용하며, 현재의 위치를 추정할 수 있다.

2.2.1 몬테카를로 위치 측정

장애물정보에 대한 불확실성을 표현할 수 있는 몬테카를로 위치측정 (Monte Carlo Localization; MCL)은 확률밀집 함수로 표현하는 대신 무작위로 추출된 샘플들의 집합들을 이용하여 로봇의 위치를 추적한다.

예측단계 : 정확한 예측의 확률 밀도 함수 $p(\mathbf{x}_k|Z^{k-1})$ 로부터 대략적인 임의의 샘플을 추출하기 위해 예측밀도의 운동 모델과 조각들의 집합 S_{k-1} 을 사용한다.

$$\tilde{p}(\mathbf{x}_k|Z^{k-1}) = \sum_{i=1}^N p(\mathbf{x}_k|s_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (9)$$

식(9)는 샘플 s_{k-1}^i 의 대등한 가치 혼합요소 $p(\mathbf{x}_k|s_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1})$ 로 구성된 $p(\mathbf{x}_k|Z^{k-1})$ 에 대한 혼합된 확률 밀도의 추정을 표현한다. 혼합된 확률밀도 함수로부터 샘플링하기 위해 계층화된 샘플링을 사용하며, S'_k 를 얻기 위해 N개의 각각의 혼합 구성 요소들로부터 하나의 샘플 s_k^i 를 추출한다.

갱신 단계 : 두 번째 단계에서는 사후확률 $p(\mathbf{x}_k|Z^k)$ 로부터 하나의 샘플 S'_k 를 얻기 위해 측정 모델을 사용한다. 다음과 같은 풀이를 이용한다. 이는 식(9)와 사후 밀도(empirical posterior density)로부터의 샘플을 사용한다.

$$\tilde{p}(\mathbf{x}_k|Z^k) \propto p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)\tilde{p}(\mathbf{x}_k|Z^{k-1}) \quad (10)$$

식(10)는 중요도 샘플링(importance sampling)이라 불리는 통계학 기법에 의해서 완성된다. 이러한 방법은 구하기 어려운 샘플 밀도 $p(x)$ 대신에 구하기 쉬운 밀도 $f(x)$ 를 대신 사용한다. 갱신 단계에서 각 샘플들은 중요도 가중치(importance weight) $w = p(x)/f(x)$ 를 붙이므로 새로운 가중치가 부여된다. 다음으로 조각필터의 내용에 기반 하여 $p(x) = \tilde{p}(\mathbf{x}_k|Z^k)$ 로부터 샘플링 해야 한다. 이때 예측단계에서 이미 임의의 샘플 S'_k 을 얻었으므로 중요도 함수 $f(x) = \tilde{p}(\mathbf{x}_k|Z^{k-1})$ 를 사용한다. 그 다음으로 각 샘플에 다음과 같은 재가중치를 취한다.

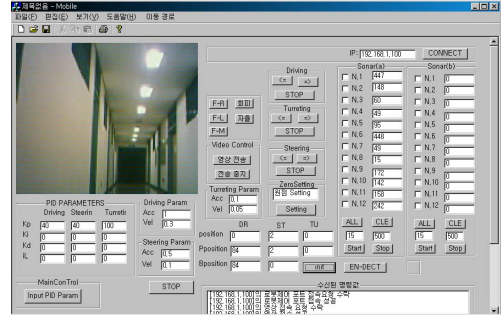
$$m_k^i = \frac{g(x)}{f(x)} = \frac{p(z_k|x_k)\tilde{p}(x_k|Z^{k-1})}{\tilde{p}(x_k|Z^{k-1})} = p(z_k|x_k) \quad (11)$$

이러한 m_k^i 는 기존 샘플들을 기반으로 새로운 샘플들의 집합을 형성하게 된다. 가중치되었거나 특정한 샘플들의 집합을 같은 가중치의 샘플들의 집합 $S_k = \{s_k^i\}$ 로 재구성하기 위해서는 계속적인 샘플링 절차가 필요하다.

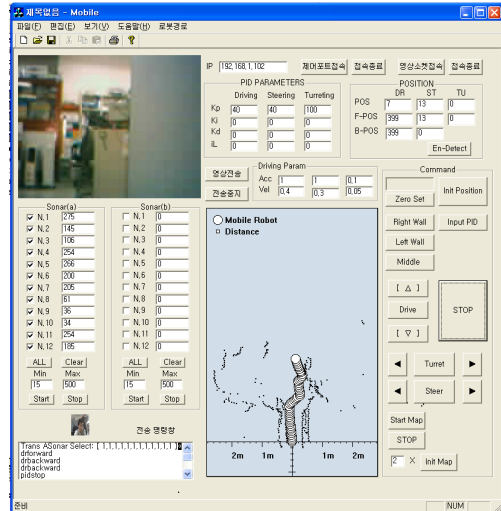
3. 실 험

본 논문에서는 실내환경에서 이동로봇을 주행하며 초음파센서를 이용하여 로봇주변의 환경을 그리드형태의 지도로 작성하였다. 그림 3은 로봇이 실제로 실내환경을 주행하면서 작성한 로봇 주변의 환경이다. 기본적으로 로봇은 주행시 벽면과 일정한 거리를 유지하며 이동하도록 설정

하였다. 로봇의 이동궤적 또한 나타내도록 되어있다.



〈그림 2〉 로봇제어 프로그램



〈그림 3〉 로봇의 주행에 따른 맵 작성

주행시 로봇의 초음파센서는 총 12개를 사용하였다. 각각의 센서는 30도의 간격을 유지하며 배치되어있다. 하지만 벽면을 따른 주행을 수행하므로 로봇 후방의 센서 3개는 맵 작성에서 제외시켰다. 따라서 맵 작성에 사용된 초음파센서의 총 9개이다. 로봇이 지도를 작성하면서 샘플링을 수행하여 일정시간 간격으로 센서데이터의 값들을 저장하도록 한다. 이를 바탕으로 로봇을 주행하도록 하고 로봇의 자신의 위치를 추정하도록 한다.

4. 결 과 및 고찰

본 논문에서는 이동로봇에 장착된 초음파센서를 이용하여 실내 환경에 대한 기본적인 지도를 작성하고, 작성된 지도를 바탕으로 이동로봇의 위치를 추적하는 방법을 제안하였다. 격자지도로 작성하였고, 작성된 지도를 바탕으로 몬테카를로 위치측정 기법을 사용하여 이동로봇의 위치를 측정하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] Borenstein, J. and Feng, L. "Where am I ? Sensors and Methods for Autonomous Mobile Robot Positioning", 1995 Edition
- [2] Gutmann, J.-S. and Schlegel, C. "AMOS: comparison of scan matching approaches for self-localization in indoor environments", Advanced Mobile Robot, 1996. Proceedings of the First Euromicro Workshop on . pp.61 - 67, 1996.
- [3] W. Burgard, D. Fox, D. Henning, T. Schmidt, "estimating the Absolute Position of a Mobile Robot Using Position Probability Grids", Proc. of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-96), pp.896-901, 1996.
- [4] F. Dellaert, D. Fox, Burgard, and S. Thrun, "Monte Carlo Localization for Mobile Robots", IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation (ICRA '99), May, 1999.
- [5] Borthwick, S. and Durrant-Whyte, H. "Simultaneous localisation and map building for autonomous guided vehicles", Proceedings of the 1994 IEEE International Conference Robotics and Automation, pp. 761-768, 1994