Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2011) 17(12):1219-1226
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2011.17.12.1219 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

초음파 데이터의 신뢰도 모델 기반 지도 작성

Grid Map Building based on Reliability Model of Sonar Data

한 혜 민, 박 중 태, 송 재 복*
(Hye-Min Han[1], Joong-Tae Park[1], and Jae-Bok Song[1])
[1]Korea University

Abstract: This paper proposes a novel approach to building an occupancy grid map using sonar data. It is very important for a mobile robot to recognize and construct its surrounding environments for navigation. However, the grid map constructed by ultrasonic sensors cannot represent a realistic shape of given environments due to incorrect sonar measurements caused by specular reflection. To overcome this problem, we propose an advanced sonar sensor model which consists of distance and shape factors used to determine the reliability of sensor data. Through this sensor model, a robot can build a high-quality grid map. The proposed method was verified by various experiments and showed that the robot could build an accurate map with sonar data in various indoor environments.

Keywords: ultrasonic sensor, specular reflection, grid map building, data association

I. 서론

이동로봇은 지도를 이용하여 경로계획, 위치추정 등 다양한 작업을 수행하므로, 지도는 이동로봇에게는 매우 필수적인 요소이다[1,2]. 지도 작성을 위해서 로봇은 레이저 스캐너, 적외선 스캐너, 비전 센서 및 초음파 센서 등 다양한 센서를 활용한다. 이 중 초음파 센서는 다른 센서에 비하여 구동 원리가 간단하고, 시스템 구성 비용이 저렴하다는 장점이 있다. 그리고 레이저나 적외선과 같은 광학식 센서로 측정할 수 없는 환경에서 유효하게 활용될 수 있다. 그러나 초음파 센서는 물체 위치에 대한 방향 불확실성이 크며, 거울반사 현상으로 인해 정확한 거리 측정이 어려운 단점이 존재한다. 이러한 초음파 센서의 단점을 극복한 지도 작성 방법들이 많은 연구자들에 의해 제안되었다.

[3,4]에서는 로봇의 주변 환경을 일정한 격자로 나누어 각 격자에 물체가 점유되어 있을 가능성을 베이시안 갱신 방법(bayesian update formula)을 통해 나타내었다. 그러나 거울반사(specular reflection)에 의해 잘못 측정된 거리가 제거되지 않아서 지도의 정확도가 저하되는 단점을 가지고 있었다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 격자의 점유 확률 및 방향 확률을 동시에 고려한 지도 작성 방법이 제안되었다[5]. 그러나 이 방법은 거울반사에 의해 발생된 데이터의 빈도수에 따라 실제 장애물이 존재하는 방향이 아닌 잘못된 방향의 확률을 높일 수 있으며, 이로 인해 부정확한 지도가 작성된다. [6]에서는 거울반사에 의한 부정확한 데이터를 제거하기 위해 데이터 연관 필터(data association filter)를 사용한 지도 작성법을 제안하였다. 이 방법은 형상이 분명한 물체를 측정한 데이터만을 지도 작성에 사용하므로 가정 환경같이 복잡한 환경에서는 사용하기 어려운 단점이 있다.

따라서 거울반사로 인하여 잘못 측정된 데이터를 효과적으로 제거하면서도 완성도 높은 지도를 작성하는 방법이 필요하다. 본 연구에서는 초음파 데이터의 신뢰도에 기반한 지도 작성 방법을 제안하였다. 초음파 데이터의 신뢰도는 센서의 측정값과 누적된 센서 데이터간의 기하학적인 관계를 통해 정의된다. 이러한 초음파 데이터의 신뢰도를 통해 상황에 따라 능동적으로 확률을 조절하는 가변적인 역센서 모델을 얻을 수 있다. 결과적으로 거울반사에 의한 부정확한 데이터는 낮은 신뢰도를 가지게 되어 지도 작성에 사용되지 않으므로, 지도의 정확성을 향상시킬 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 지도 작성에 사용하는 초음파 센서의 특성에 대하여 설명하고, III 장에서는 이러한 초음파 센서로부터 얻은 데이터의 신뢰도를 평가한다. IV 장에서는 초음파 데이터의 신뢰도를 센서 모델에 적용하는 방법에 대하여 기술하며, V 장에서는 본 연구에서 제시한 방법을 통해 지도를 작성한 실험 및 결과에 대해 설명하였다. 마지막으로, VI 장에서는 결론을 제시한다.

II. 초음파 센서의 문제점

1. 거울반사

초음파 센서는 초음파가 장애물에 반사되어 되돌아오는 비행 시간(time of flight)을 측정하여 장애물까지의 거리를 계산한다. 초음파가 장애물에 반사되는 모습은 그림 1(a)와 같이 빛이 거울에 반사되는 모습과 비슷하며, 이를 거울반사(specular reflection)라 부른다. 이러한 거울반사에 의해, 초음파가 여러 장애물에 반사되어 센서로 돌아오는 다중 반사(multiple reflection) 현상이 발생하거나, 반사된 초음파가 센서로 돌아오지 못하는 현상이 발생한다.

일반적으로 점 형상의 장애물에서는 입사각이 바로 반사

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수: 2011. 7. 26., 수정: 2011. 10. 10., 채택확정: 2011. 11. 15.
한혜민: 고려대학교 기계공학부(decoy87@korea.ac.kr)
박중태: 고려대학교 공학기술연구소(jtpark1114@gmail.com)
송재복: 고려대학교 기계공학부 교수(jbsong@korea.ac.kr)
※ 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21C 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업) 및 융복합형 로봇 인력양성 "서비스로봇용 자율지능형 매니퓰레이션"(NIPA-2011-C7000-1001-0003) 지원사업의 연구결과로 수행되었음.

Copyright© ICROS 2011

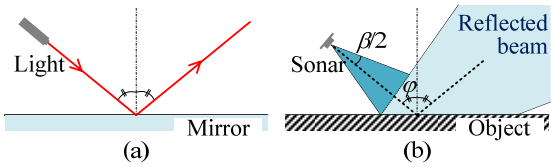


그림 1. 초음파의 거울반사.

Fig. 1. Specular reflection of an ultrasonic sensor: (a) reflection of light in the mirror, and (b) reflection of sonar in a smooth surface.

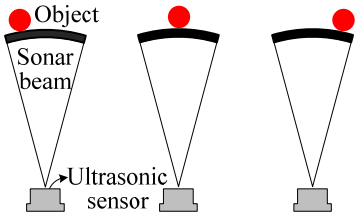


그림 2. 초음파 센서로 측정한 물체 위치의 불확실성.

Fig. 2. Angular uncertainty of the object location due to wide beam width of an ultrasonic sensor.

되어 돌아오므로 문제가 발생하지 않지만, 벽면과 같은 장애물에 대해서는 초음파 센서가 향하는 방향에 따라 장애물을 측정하지 못할 수 있다. 초음파 센서가 방출하는 음파의 빔 폭을 β 라 하면, 음파의 입사각 φ 가 다음 조건을 만족하면 장애물에 반사된 초음파가 센서로 다시 돌아오지 못하게 된다.

$$\varphi \geq \beta / 2 \tag{1}$$

즉, 초음파의 입사각이 빔 폭의 절반 이상이 되면, 그림 1(b)과 같이 반사된 음파가 센서로 돌아오지 못하게 되며, 이 경우에는 실제 장애물을 검출하지 못 하는 결과를 초래한다. 이렇게 초음파의 거울반사로 인해 발생하는 부정확한 데이터는 지도의 정확도를 감소시키는 가장 큰 원인이 된다.

2. 방향 분해능

초음파 센서는 큰 빔 폭을 이용하여 넓은 영역을 측정할 수 있지만, 이러한 빔 폭으로 인하여 방향 분해능(directional resolution)이 저하되어 물체의 위치를 정확하게 파악하지 못하는 단점이 있다. 즉, 그림 2에서와 같이 물체가 센서 빔의 중심으로부터 좌측, 중앙, 우측에 놓여있다고 하자. 이 경우 초음파의 넓은 빔 폭에 의해 세 경우 모두 측정이 가능하지만, 물체의 정확한 위치를 알 수는 없다. 따라서 초음파 센서를 이용하여 지도를 작성하게 되면 그림 2와 같이 세 경우 모두 물체의 위치와 상관 없이 센서의 빔 폭에 해당되는 모든 영역이 갱신된다.

III. 초음파 데이터의 신뢰도

부정확한 초음파 데이터는 지도 작성에 부정적인 영향을 준다. 따라서 초음파 센서의 신뢰도를 정의하여 이를 지도 작성에 반영한다면, 작성된 지도의 정확성을 향상시킬 수 있다. 초음파 센서의 신뢰도는 측정된 측정값과 각 데이터간의 정보 교합(data association)을 통해 정의된다.

1. 초음파의 측정값에 따른 신뢰도

로봇이 주행하면서 지도를 작성할 때에는 다수의 변수들

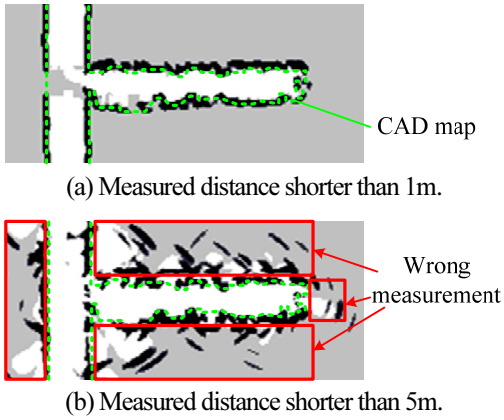


그림 3. 원시 데이터로 작성된 격자 지도.

Fig. 3. Grid maps using the raw data.

이 존재하며, 그 중 하나가 거울반사로 인한 부정확한 데이터이다. 이러한 데이터는 로봇과 측정 물체 사이의 위치 관계에 따라 발생 빈도가 달라지지만, 주행 중 얻은 초음파 데이터는 언제나 거울반사로 인하여 실제 장애물까지의 거리보다 더 크게 측정되는 부정확한 데이터를 포함하게 된다. 그러므로 측정값이 클수록 거울반사로 인한 부정확한 데이터일 가능성이 높아진다. 이러한 경향은 원시 데이터(raw data)로 작성된 지도를 통해 직관적으로 확인할 수 있다.

예를 들어, 측정한 원시 데이터 중에서 1m 이하의 거리 데이터만으로 지도를 작성하면, 그림 3(a)와 같이 부정확한 데이터가 거의 존재하지 않는다. 그러나 5m까지 거리 데이터를 허용하여 지도를 작성하면, 그림 3(b)와 같이 거울반사로 인한 부정확한 데이터가 다수 포함된 것을 볼 수 있다.

거울반사로 인한 부정확한 데이터의 발생 비율은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{Incidence of wrong data by specular reflection} = \left. \frac{\text{No. of wrong data by specular reflection}}{\text{No. of all data}} \right|_{\text{at } z=z_{dist}} \tag{2}$$

여기서 z_{dist}는 초음파 센서의 측정값을 나타낸다. 따라서 식 (2)는 측정값이 z_{dist}인 데이터 중 거울반사로 인한 부정확한 데이터의 비율을 의미한다.

그림 4는 전형적인 사무실 및 가정 환경에서 실제로 로봇을 이동시키면서 획득한 데이터이며, 거울반사로 인한 부정

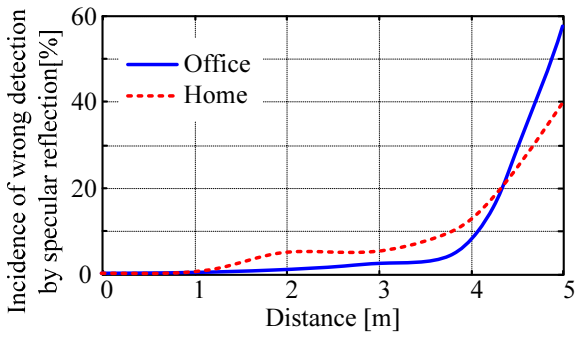


그림 4. 거울반사로 인한 부정확한 데이터의 비율.

Fig. 4. Incidence of the wrong data by specular reflection.

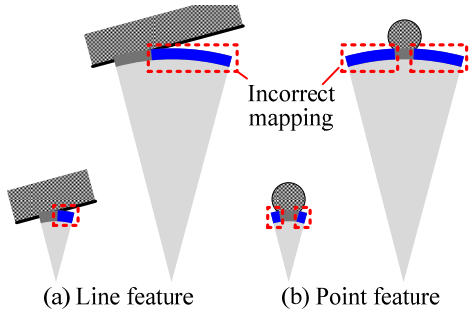


그림 5. 넓은 빔 폭에 의한 부정확한 지도작성.
Fig. 5. Incorrect map building by the wide beam width.

확한 데이터의 발생 유무는 레이저 스캐너 데이터를 기준으로 판단하였다. 그림 4의 그래프를 보면, 측정값이 증가할수록 이 비율이 증가한다는 것을 알 수 있다. 이러한 경향은 사무실이나 가정 환경과 같이 좁고 복잡한 공간에서 더욱 뚜렷하게 관찰할 수 있는데, 이는 일반적인 가정 환경에서 넓은 빔 폭의 초음파 센서로 장애물을 측정하면, 부정확한 데이터를 제외하고는 4-5m의 측정값을 얻을 수 있는 경우가 드물기 때문이다. 따라서 상대적으로 거리가 증가하면, 거울반사에 의한 잘못된 데이터의 비율이 증가하게 되는 것이다.

이렇게 거울반사에 의한 잘못된 초음파 데이터는 주로 긴 측정값에 해당하므로 다음과 같은 이유로 지도의 정확도를 더욱 감소시킨다. 즉, 초음파가 2차원 평면상에서 부채꼴 모양으로 퍼져 나간다고 할 때 부채꼴의 넓이는 반지름의 제곱에 비례하므로, 거리 측정으로 갱신되는 격자의 수는 근사적으로 측정 거리의 제곱에 비례한다. 따라서 측정 거리가 긴 데이터로 인하여 갱신되는 격자의 수가 많은 만큼 지도의 정확도에 더 큰 영향을 미치게 된다.

또한 분해능이 낮은 초음파 센서로 지도를 작성하면, 그림 5에 점선으로 표시한 부분과 같이 실제 환경과 다르게 지도가 작성된다. 특히, 부채꼴의 호는 측정 거리에 비례하여 커지므로, 측정값이 클수록 부정확하게 작성되는 점유 영역이 증가하게 된다. 이러한 이유로 측정값이 큰 초음파 데이터는 지도의 정확도에 더 많은 영향력을 갖는다.

따라서 본 연구에서는, 초음파 센서의 측정 거리에 따라 다른 신뢰도를 부여하기 위해 측정값의 거리지수(DF: Distance Factor)를 정의하였다.

$$\mathrm{DF}=\begin{cases}1.0, & z_t \le z_{\min} \\ 1-\frac{1}{2}\left(\frac{z_t-z_{\min}}{z_{\max}-z_{\min}}\right)^2, & z_t > z_{\min}\end{cases} \tag{3}$$

여기서 z_t는 시간 t에서 측정한 초음파 거리이며, $z_{\min}$과 $z_{\max}$는 초음파 센서로 측정 가능한 최소 및 최대 탐지 거리(본 연구에서는 각각 0.15m, 5m로 설정)이다. 식 (3)에서 초음파 센서의 측정거리가 1m 이내인 경우에는 비교적 정확하므로 높은 거리지수를 부여하고, 1m 이상인 경우에는 측정거리가 멀어질수록 부정확해지므로 거리지수가 작아지도록 설정한다. 이러한 거리지수는 초음파 데이터의 신뢰도를 정의하기 위한 모델에 사용되는데, 이를 그래프로 나타내면 그림 6과 같다.

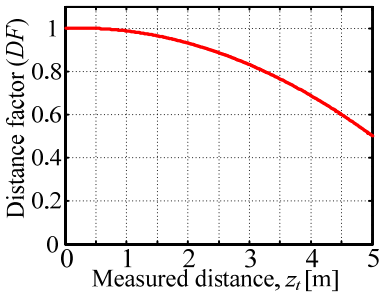


그림 6. 거리에 따른 초음파 데이터의 신뢰도.
Fig. 6. Reliability of sonar data as a function of distance.

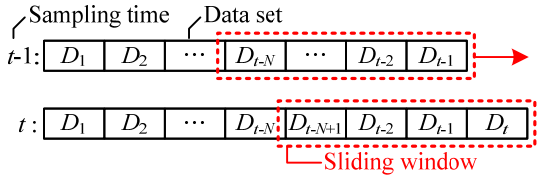


그림 7. 슬라이딩 윈도우.
Fig. 7. Sliding window.

2. 초음파의 정보 교합에 따른 신뢰도

한 번의 측정으로 얻은 초음파 데이터로는 장애물의 형상을 알기 어렵지만, 누적된 데이터 간의 기하학적 관계를 이용하면 장애물의 형상을 추측할 수 있다. 이를 위하여 기하학적 특징 추출의 연속성을 수치적으로 나타내는 형상지수(SF: Shape Factor)를 정의할 수 있는데, 이 지수는 초음파 데이터가 기하학적으로 직선 또는 점 특징을 얼마나 강인하게 추출해낼 수 있는지를 수치적으로 나타낸다. 특징 추출은 서로 다른 시간에 획득한 두 데이터의 교합을 바탕으로 수행되므로 최근 입력된 데이터와 함께 이전 시간의 데이터도 필요로 한다. 특징 추출은 슬라이딩 윈도우(sliding window)에 포함되는 최근의 N개의 데이터를 대상으로 한다.

슬라이딩 윈도우는 그림 7과 같이 시간에 따른 FIFO (First-in First-Out) 방식으로 운용한다. 이때 데이터 D_t에는 시간 t에서의 로봇의 위치와 초음파 센서로 측정한 거리값이 저장된다. 일반적인 환경에서 주로 측정할 수 있는 직선 형상과 점 형상을 바탕으로, 이러한 기하학적 특징을 추출한 초음파 데이터에 높은 형상지수를 부여한다. 직선 형상은 주로 지면에 수직한 일정 폭 이상의 평면에서 추출할 수 있으며, 대표적인 예로 벽면이 있다. 만약, 로봇이 그림 8(a)와 같은 장소에서 이동하며 데이터를 수집하게 되면 슬라이딩 윈도우 안의 모습은 그림 8(b)와 같다.

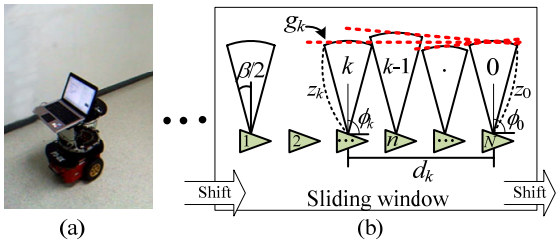


그림 8. 직선 형상을 만족하는 초음파 데이터.
Fig. 8. Sonar data satisfying line features.

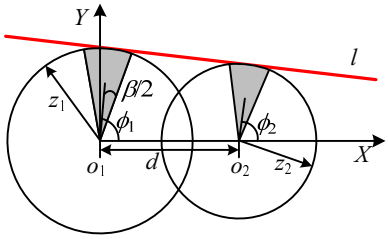


그림 9. 두 초음파 데이터를 이용한 직선 형상 추출.

Fig. 9. Line extraction using two individual sonar data from different robot positions.

이때 형상지수는 초음파 데이터가 얼마나 연속적으로 직선을 추출했느냐를 수치적으로 나타낸다. 직선 추출의 연속성은 현재의 초음파 데이터(N)가 과거에 저장된 초음파 데이터와 시간적으로 가까운 데이터부터 교합을 수행하여, 연속적으로 직선을 추출하는 것을 말한다. 예를 들어, 그림 8에서는 연속적으로 k번 직선을 추출하였다. 이 때 직선은 위와 같이 두 개의 초음파 데이터를 이용하여 추출된다.

z_1, z_2는 두 초음파 센서의 측정 거리를, ϕ_1, ϕ_2는 센서의 지향각도를 의미한다. 두 초음파 센서의 위치가 o_1, o_2일 때, 두 초음파 데이터가 직선 l을 추출하기 위해서는 두 초음파 데이터(회색 영역) 모두 주어진 빔 폭 내에 장애물이 존재해야 한다. 직선 형상의 장애물이 빔 폭 내에 존재하지 않으면 거울반사가 일어나게 되기 때문이다. 따라서 두 초음파 데이터가 하나의 직선을 추출하기 위해서는 아래와 같은 각도 및 거리에 대한 구속조건을 만족해야 한다.

$$\phi_1 - \beta \le \phi_2 \le \phi_1 + \beta \tag{4}$$

$$z_{\min} \le z_2 \le z_{\max},$$

$$\text{where} \begin{cases} z_{\min} = z_1 - d\cos\left(\max\{\phi_1,\phi_2\} - \dfrac{\beta}{2}\right) \\ z_{\max} = z_1 - d\cos\left(\min\{\phi_1,\phi_2\} + \dfrac{\beta}{2}\right) \end{cases} \tag{5}$$

여기서 β는 초음파 센서의 빔 폭의 크기, d는 물체를 측정하는 두 초음파 센서간의 거리이다.

직선을 추출한 후에는 그 직선의 기울기를 구한다. 만약, 그림 8(b)와 같이 총 k개의 연속된 직선을 추출했다고 하면, 이중 m번째 직선의 기울기는 다음과 같다.

$$g_m = \frac{\pi}{2} - \cos^{-1}\left(\frac{z_0 - z_m}{d_m}\right) \tag{6}$$

여기서 m은 m=1, 2, ⋯, k이며, d_m은 두 초음파 센서 사이의 거리이다. 또한 현재 초음파 센서의 측정값(N)은 z_0이고, (N-m)번째 초음파 센서의 측정값은 z_m이다. 이때 형상지수는 직선 추출의 연속성과 추출된 직선의 기울기 분포를 고려하여 계산된다. 만약 k개의 직선을 연속적으로 추출할 수 있으면, 이 k개의 직선들의 기울기의 분산 σ_l^2 은 다음과 같다.

$$\sigma_l^2 = \frac{1}{k}\sum_{m=1}^{k}(g_m - \bar{g})^2 \tag{7}$$

여기서 $\bar{g}$ 은 추출된 직선의 평균 기울기이다.

직선 형상에 대한 형상지수를 다음과 같이 정의한다. 직선에 대한 형상지수는 얼마나 연속적으로 직선을 추출할 수 있는지, 그리고 각 직선이 어떻게 분포되어 있는지를 나타내는 수치이다. 따라서 이 형상지수는 연속적으로 추출된 직선의 개수 k와 표준편차 σ_l을 이용하여 다음과 같이 계산된다.

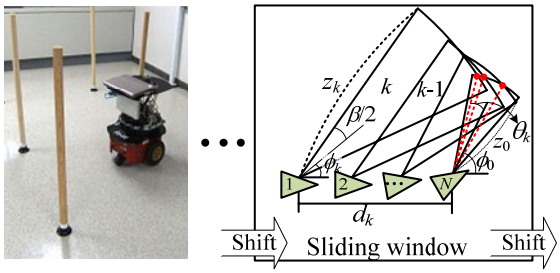
$$\mathrm{SF}_l = \frac{1}{N-1}\left(k - \frac{\sigma_l}{\beta/2}\right) \tag{8}$$

위 식에 보듯이, 직선에 대한 형상지수는 추출된 직선의 수가 많고, 그 분산이 작을수록 높은 값을 갖는다.

한편, 로봇이 그림 10(a)와 같이 직선 형상이 아닌 점 형상의 장애물 근처에서 데이터를 수집하는 경우에는 다른 결과를 가져올 것이다. 점 형상의 물체는 가느다란 봉이나 물체의 모서리에 해당한다. 환경이 복잡해질수록 점 형상의 장애물이 증가므로, 점 형상을 갖는 물체의 판단은 중요하다. 따라서 점 형상과 관련된 형상지수를 구하기 위해서는 더욱 강인한 탐지조건이 필요하다. 이를 위해 슬라이딩 윈도우 내 모든 데이터가 형상 탐지조건을 만족했을 때, 점 형상을 추출할 수 있도록 하였다.

다시 말해, 점 특징은 그림 10(b)과 같이 슬라이딩 윈도우 내 모든 초음파 데이터가 현재 데이터(N)와 정보 교합에 성공해야 한다. 그림 11에서 p는 두 데이터에서 획득한 점 특징으로 두 데이터가 이러한 점 특징을 추출하기 위해서는 직선 추출 때와 마찬가지로 조건을 만족해야 한다.

두 초음파 센서가 위치 o_1, o_2에 있고, 첫 번째 초음파 데이터가 z_1, ϕ_1일 때, o_2에서 첫 번째 초음파 데이터의 양끝 지점



(a) (b)

그림 10. 점 형상을 만족하는 초음파 데이터.

Fig. 10. Sonar data satisfying point features.

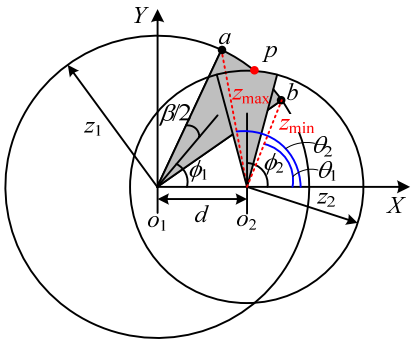


그림 11. 두 초음파 데이터를 이용한 점 형상 추출.

Fig. 11. Point extraction using two individual sonar data from different robot positions.

(a, b)에 두 개의 선분 $\overline{ao_2}$, $\overline{bo_2}$ 을 그을 수 있다. 이 두 선분이 X축과 이루는 각도는 각각 θ_1, θ_2가 되며, 선분의 길이는 위치 o_2의 초음파 센서가 점 형상의 물체 탐지를 위해 측정할 수 있는 최소 및 최대 거리가 된다. 두 초음파 데이터에 의해 교점, 즉 점 형상이 추출되기 위해서는 o_2에 위치한 초음파 센서의 측정 거리가 위에서 얻은 두 선분 내에 존재해야 한다. 따라서 두 번째 초음파 데이터(z_2, ϕ_2)는 다음 조건을 만족해야 한다.

$$\theta_1 - \frac{\beta}{2} \le \phi_2 \le \theta_2 + \frac{\beta}{2} \tag{9}$$

$$z_{\min} \le z_2 \le z_{\max},$$

$$\text{where} \begin{cases} z_{\max} = \sqrt{z_1^2 + d^2 - 2dz_1 \cos\left(\theta_1 + \frac{\beta}{2}\right)} \\ z_{\min} = \sqrt{z_1^2 + d^2 - 2dz_1 \cos\left(\theta_2 - \frac{\beta}{2}\right)} \end{cases} \tag{10}$$

슬라이딩 윈도우 내에 존재하는 모든 데이터가 점 형상을 추출할 수 있다고 판단되면, 각 점의 위치를 계산한다. 그림 10에서 n번째 초음파 데이터와의 정보 교합을 통해 점 형상의 물체를 탐지한 현재(N) 초음파 데이터는 하나의 교점을 생성할 수 있다. 생성된 교점의 위치는 현재 초음파 센서를 기준으로 극좌표계로 표시하는데, 이 때 거리는 센서의 측정값이고, 각도 θ_n는 다음과 같이 구한다.

$$\theta_n = \pi - \cos^{-1}\left(\frac{z_0^2 - z_n^2 + d_n^2}{2z_0 d_n}\right) - \phi_0 \tag{11}$$

여기서 d_n은 두 초음파 센서 사이의 거리이며, 현재 초음파 센서(N)의 측정거리와 각도는 z_0와 ϕ_0이고, $(N\text{-}n)$번째 초음파 센서의 측정거리는 $z_n(n=1, 2, \cdots, N\text{-}1)$이다. 이렇게 생성된 교점들의 분포를 구하여 점 특징에 대한 형상지수를 정의한다. 형상지수를 구하기 위해 생성된 N-1개의 평균 각위치(angular position) $\bar{\theta}$ 를 이용하여 생성된 교점들의 위치분산 σ_p^2는 다음과 같다.

$$\sigma_p^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N-1}\left(\theta_n - \bar{\theta}\right)^2 \tag{12}$$

점 형상에 대한 형상지수는 위 식에서 얻은 교점의 위치 표준편차 σ_p을 이용하여 다음과 같이 계산된다.

$$SF_p = 1 - \frac{1}{N-1}\frac{\sigma_p}{\beta/2} \tag{13}$$

만약 초음파 데이터가 책상다리와 같이 실제 점 형상으로 표현되는 물체를 탐지하였다면 높은 형상지수가 부여되지만, 원형의 휴지통과 같이 반경이 넓은 원형의 물체를 탐지한 경우에는 교점의 위치 분산이 크게 존재하므로 낮은 형상지수가 부여된다.

형상지수는 직선과 점 형상에 대하여 모두 추출될 수 있다. 따라서 현재 초음파 센서 데이터를 통해 추출한 형상지수가 어떠한 형상에서 추출되었는지를 다음과 같이 판단한다.

$$SF = \max\{SF_l, SF_p\} \tag{14}$$

3. 신뢰도 모델

앞 절에서 구한 거리지수와 형상지수는 초음파 센서의 신뢰도를 부여하는 요소가 된다. 측정 거리가 멀어질수록 작아지는 거리지수는 먼 거리의 측정 데이터가 거울반사에 의한 잘못된 데이터일 가능성이 높다는 의미에서 확률적인 요소로 볼 수 있다. 한편, 형상지수는 연속적으로 기하학적 특징을 추출할 수 있을 때 높은 값을 가지므로 기하학적 요소로 볼 수 있다. 그림 12는 거리지수와 형상지수를 사용하여 작성한 지도이다. 이때 그림 12(a)와 (c)는 거리지수를 기반으로 작성한 지도이고, 그림 12(b)와 (d)는 형상지수를 기반으로 작성한 지도이다.

지도의 완성도 측면에서 본다면, 거리지수 기반으로 작성된 그림 12(a)와 (c)가 형상지수 기반으로 작성된 그림 12(b)와 (d)보다 전체적인 완성도가 더 높다. 그러나 실제 환경을 더 정확히 반영한 지도는 그림 12(b)와 (d)이다. 그림 12(a)에 사각형으로 표시한 곳은 초음파의 다중반사로 인하여 지도가 부정확하게 작성된 부분으로, 측정값의 거리에 따라 결정되는 거리지수만으로는 다중반사가 발생한 잘못된 데이터를 효과적으로 제거하지 못한다는 점을 보여준다. 다중반사가 발생한 데이터는 형상지수를 통해 제거할 수 있지만, 형상지수만을 사용하면 그림 12(d)와 같이 형상이 추출되기 어려운 복잡한 환경에서 지도를 거의 작성하지 못한다는 단점을 갖는다. 따라서 본 논문에서는 거리지수와 형상지수를 조합하여 초음파 데이터의 신뢰도 모델을 정의한다. 거리지수는 주로 형상이 추출되지 않는 좁고 복잡한 곳에서, 형상지수는 형상이 명확히 추출되는 비교적 넓고 단순한 곳에서 유용하게 사용할 수 있다. 따라서 초음파의 신뢰도는 거리지수가 작을수록 형상지수에 의해 결정되도록 하였다. 반면에, 거리지수가 커지면 형상지수에 영향력이 감소한다. 이러한 초음파 데이터의 신뢰도 모델은 다음과 같다.

$$f(DF, SF) = \frac{1}{2}(2DF - 1)^3\left(1 + 2SF - 3SF^2\right) + SF^2 \tag{15}$$

여기서 함수 f 는 거리지수(DF)와 형상지수(SF)를 변수로 하는 센서의 신뢰도 함수이며, 그림 13은 형상지수가 각각 0.75, 0.5, 0.25일 때의 신뢰도를 표현한 것이다.

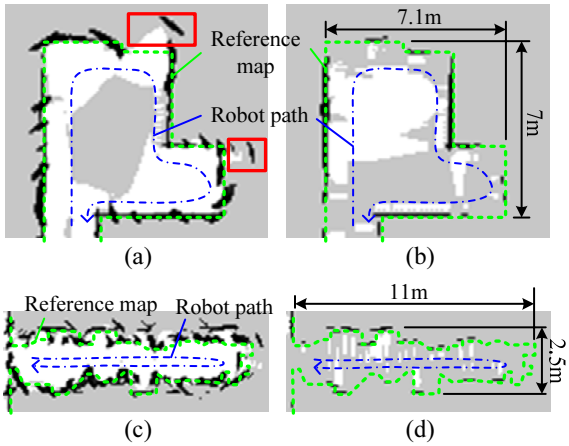


그림 12. 격자지도의 작성.
Fig. 12. Construction of grid map.

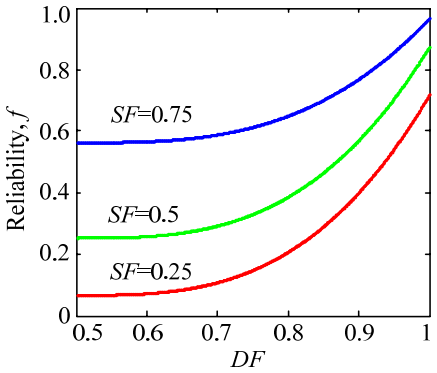


그림 13. 거리지수와 형상지수의 함수로 나타낸 신뢰도.
Fig. 13. Reliability as a function of *DF* and *SF*.

그래프를 살펴보면 신뢰도는 $0 \le f(DF, SF) \le 1$ 의 값을 가지며, 거리지수와 형상지수가 증가할수록 신뢰도는 높아진다.

IV. 가변적인 역센서 모델

격자지도의 작성은 베이시안 갱신 방법(bayesian update formula)을 통해 수행된다. 베이시안 갱신 방법에서 사용하는 역센서 모델(inverse sensor model) $p(m_i \mid x_t, z_t)$는 로봇의 상태 x_t와 측정값 z_t을 통해 i번째 격자의 점유확률을 구할 수 있다. $p(m_i \mid x_t, z_t)$를 역센서 모델이라 하는 이유는 지도와 상태가 주어졌을 때 측정값이 나올 확률을 계산하는 센서 모델 $p(z_t \mid x_t, m_i)$와 대비되는 개념이기 때문이다[7-9]. 초음파는 넓은 빔 폭을 가지고 있으므로, 역센서 모델에서는 측정거리뿐만 아니라 빔 폭도 고려할 필요가 있다. 초음파의 역센서 모델은 다음과 같다.

$$p(m_i \mid x_t, z_t) = p_{\text{init}} + \Delta p$$

$$\Delta p = \begin{cases} (p_{\min} - p_{\text{init}}) \left[1 - \left(\frac{r_i}{z_t - \varepsilon}\right)^2\right] \left[1 - \left(\frac{\theta}{\beta/2}\right)^2\right] \\ \quad \text{for empty region} \\ (p_{\max} - p_{\text{init}}) \left[1 - \left(\frac{r_i - z_t}{\varepsilon}\right)^2\right] \left[1 - \left(\frac{\theta}{\beta/2}\right)^2\right] \\ \quad \text{for occupied region} \end{cases} \quad (16)$$

여기서 $p_{\min}$과 $p_{\max}$는 각각 0.2, 0.8로 격자가 가질 수 있는 초기의 최소 및 최대 확률이며, 초기 확률 p_{init}은 0.5이다. r_i 및 θ_i는 i번째 격자가 로봇으로부터 위치한 거리 및 각도, z_t는 초음파 센서의 측정거리, ε는 점유영역의 너비를 결정하는 상수(여기서는 15cm로 설정)이다. 식 (16)을 그래프로 나타내면 그림 14와 같다.

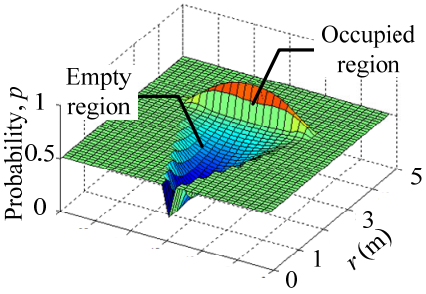


그림 14. 역센서 모델.
Fig. 14. Inverse sensor model.

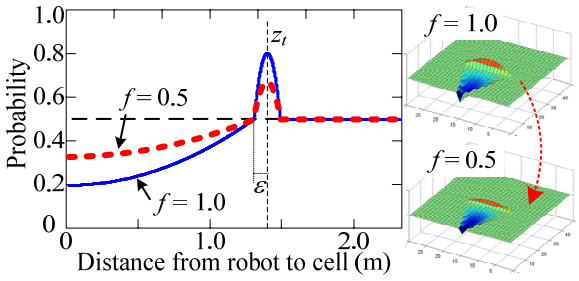


그림 15. 가변적인 역센서 모델.
Fig. 15. Variable inverse sensor model.

역센서 모델에서는 물체까지의 초음파 측정거리에 따라서, 센서로부터 물체 거리 전까지의 영역은 비점유영역(empty region), 물체 거리에 해당하는 영역은 점유영역(occupied region)으로 정의한다. 각 영역은 그림 15에 표시되어 있다. 신뢰도를 고려한 초음파 데이터는 역센서 모델에 적용되어 식 (17)과 같이 가변적인 역센서 모델을 생성하게 된다. 그림 15는 신뢰도에 따라 가변적인 센서 모델을 나타낸다. 가중치 f 가 1일 때에는 초음파 데이터를 매우 신뢰하여 비점유영역에는 낮은 확률을 부여하고, 점유영역에는 높은 확률을 부여한다. 그러나 가중치가 줄어들수록 신뢰도는 감소하여 비점유영역과 점유영역이 가지는 확률이 줄어든다.

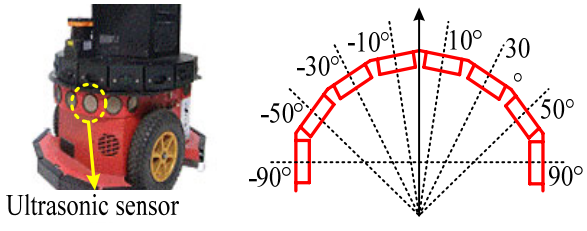
$$p(m_i \mid x_t, z_t) = p_{\text{init}} + f(DF, SF) \cdot \Delta p \quad (17)$$

최종적으로, 본 연구에서는 0.75 이상의 확률을 가지는 격자는 점유격자로, 0.3 이하의 확률을 갖는 격자는 비점유격자로, 그리고 그 사이의 확률을 가지는 격자는 미지의 격자로 정의하였다.

V. 실험 및 결과

본 연구에서는 그림 16에 보이는 이동 플랫폼인 Mobile Robots사의 Pioneer 3DX와 8개의 Polaroid S600 초음파 센서를 사용하였다. 초음파 센서의 탐지각도 는 30°이며, 0.15~10m 이내의 물체를 탐지할 수 있다. 그러나 본 실험에서는 0.15~5m로 초음파 센서의 탐지거리를 제한하였다. 지도 작성 시 로봇은 평균 0.2m/s 속도로 이동하였다.

본 논문에서 사용되는 지도의 격자 크기는 10cm × 10cm로 정의하였다. 지도 작성 시에 로봇은 자신의 위치를 알고 있



(a) Sensor set of robot. (b) Sensor arrangement.

그림 16. 로봇 플랫폼과 초음파 센서 구성.
Fig. 16. Ultrasonic sensors.

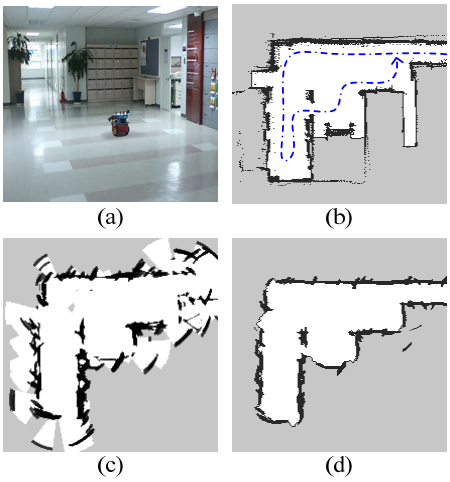


그림 17. 복도 환경.

Fig. 17. Map building in corridor environment: (a) experimental environment, (b) laser map, (c) sonar map without the sonar reliability, and (d) sonar map with the sonar reliability.

으며, 다수의 동적 장애물은 존재하지 않는다고 가정한다.

첫 번째 실험은 그림 17(a)와 같은 14m × 14m의 넓은 복도 환경에서 수행되었다. 복도 환경은 직선 형상으로 구성된 환경으로 거울반사에 의한 잘못된 데이터가 빈번히 발생한다. 따라서 초음파 데이터의 신뢰도를 통해 초음파의 거울반사 현상을 얼마나 효과적으로 제거했는지를 관찰할 수 있다. 그림 17(b)는 결과의 비교를 위해 레이저 스캐너로 작성한 격자지도이고, 그림 17(c)는 식 (16)의 역센서 모델을 적용한 베이시안 갱신 방법을 사용하여 작성한 지도이다. 그림 17(d)는 초음파 데이터의 신뢰도를 고려한 역센서 모델(식 (17))을 사용하여 작성한 지도이다.

두 번째 실험은 그림 18(a)와 같은 환경에서 수행되었다. 이 실험 환경은 8m × 9m의 환경으로, 가정 환경을 임의로 꾸며 놓아 다양한 책상과 가구가 존재한다. 첫 번째 실험과 마찬가지로, 그림 18(b)는 레이저 스캐너로 작성된 지도, 그림 18(c)는 베이시안 갱신만을 사용한 지도, 그림 18(d)는 초음파 데이터의 신뢰도를 고려하여 작성한 지도이다.

레이저 스캐너와 비교해 보았을 때, 베이시안 갱신 방법으로만 작성된 지도보다 데이터의 신뢰도를 고려하여 작성된 지도가 보다 정확하다는 것을 확인할 수 있다. 수치적인 비교를 위해, 레이저 스캐너로 작성된 지도를 기준으로 비교하고자 하는 지도의 격자 점유 상태를 비교하여 지도의 정확도(MA: Map Accuracy)를 나타내었다. 레이저 스캐너로 작성된 지도의 i번째 격자와 초음파로 작성된 지도의 i번째 격자가 같은 점유상태(점유 또는 비점유)인지를 비교하고, 바르게 작성된 격자의 수를 헤아려 지도의 신뢰도를 다음과 같이 나타낸다.

$$MA[\%] = \frac{\text{No. of correct grids in sonar map}}{\text{No. of all grids in reference map}} \times 100 \qquad (18)$$

표 1은 식 (18)를 이용하여 복도 환경에서의 첫 번째 실험과 가정환경에서의 두 번째 실험의 결과를 수치적으로 나타낸 것이다. 본 논문에서 제안한 방법은 거울반사에 의한 잘

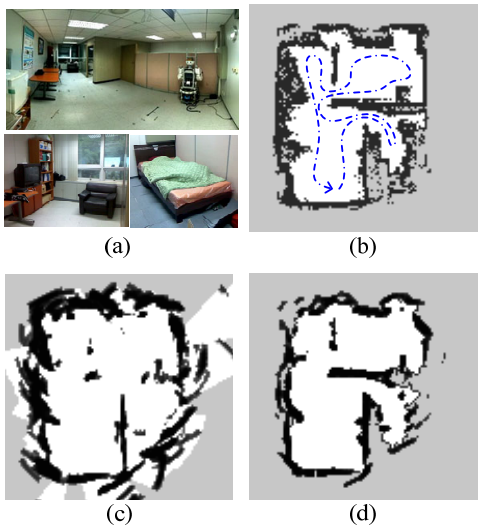


그림 18. 가정 환경.

Fig. 18. Map building in home environment; (a) experimental environment, (b) laser map, (c) sonar map without the sonar reliability, and (d) sonar map with the sonar reliability.

표 1. 격자지도의 정확도.

Table 1. Accuracy of grid map.

	Bayesian only	Proposed method
MA of experiment 1	73.6%	97.8%
MA of experiment 2	61.6%	88.8%

못된 데이터를 제거함으로써, 훨씬 더 정확한 격자 지도를 작성할 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 이동로봇이 비교적 부정확한 초음파 센서를 사용하여도 실제 환경과 유사한 지도를 작성할 수 있도록 하는 확률 기반의 격자지도 작성법을 제안하였다. 초음파는 넓은 빔 폭으로 인해 거울반사가 발생하고, 장애물의 위치를 정확하게 파악할 수 없다는 단점이 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 초음파 센서의 측정 거리와 데이터의 형상학적 관계를 통해 초음파 데이터의 신뢰도 모델을 제안하였다. 이 신뢰도를 통해 상황에 따라 변하는 가변적인 역센서 모델을 얻을 수 있었다. 실험을 통해 얻은 지도의 정확도는 본 논문에서 제안한 정확도를 이용하여 판단하였고, 제안한 방법으로 작성한 지도가 베이시안 갱신 방법으로 작성한 지도보다 20% 이상 더 높은 정확도를 보였다. 또한 센서의 신뢰도에 따른 가변적인 역센서 모델은 다양한 환경에서 정확한 지도를 작성 할 수 있도록 하였다.

이후 연구에서는 초음파 센서를 이용한 병목 지역의 지도 작성에 대하여 연구한다. 병목 지역은 통로의 시작점이나 문 등을 의미하는데, 이동로봇의 주행에 있어서 특징 점으로 사용할 수 있지만, 초음파 센서는 넓은 빔 폭으로 인해 병목 구간에서 정확한 지도를 작성할 수 없다. 따라서 병목 지역 주변에서 정확한 지도를 작성할 수 있다면, 이동로봇의 주행에서 유용하게 활용될 수 있을 것이라 기대된다.

참고문헌

[1] Y. K. Choi, W. S. Choi, and J. B. Song, "Obstacle avoidance of a mobile robot using low-cost ultrasonic sensors with wide beam angle," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 11, pp. 1102-1107, Nov. 2009.

[2] J. T. Park and J. B. Song, "Efficient exploration for room finding using wall-following based path planning," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean),* vol. 15, no. 12, pp. 1232-1239, Dec. 2009.

[3] H. P. Moravec and A. Elfes, "High resolution maps from wide angle sonar," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Autonomous*, pp. 116-121, 1985.

[4] D. W. Cho and H. P. Moravec, "A bayesian method for certainty grids," *AAAI Spring Symposium on Robot Navigation*, pp. 55-60, 1990.

[5] J. H. Lim and D. W. Cho, "Specular reflection probability in the certainty grid representation," *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 116, pp. 512-520. Sep. 1994.

[6] Y. C. Lee, J. H. Lim, and D. W. Cho, "Sonar map construction for autonomous mobile robots using data association filter," *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers (in Korean)*, vol. 54D, no 9, pp. 539-546, Sep. 2005.

[7] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, Cambridge, 2005.

[8] A. Elfes, "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *IEEE Journal of Computer*, vol. 22, pp. 46-57, Jun. 1989.

[9] H. Choset, K. M. Lynch, S. Hutchinson, G. Kantor, W. Burgard, L. E. Kavraki, and S. Thrun, Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementations, The MIT Press, Boston, 2005.

한 혜 민

2010년 고려대학교 기계공학과(공학사). 2010년~현재 고려대학교 기계공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇의 주행.

박 중 태

2005년 고려대학교 전산학과(이학사). 2007년 고려대학교 메카트로닉스학과(공학석사). 2011년 메카트로닉스학과(공학박사). 현재는 고려대학교 지능로봇 연구실 박사 후 연구원으로 근무. 관심분야는 이동로봇의 탐사 기법 및 시스템 아키텍처.

송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1986년 서울대학교 기계설계학과(공학석사). 1992년 MIT 기계공학과(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 안전 머니퓰레이터, 이동로봇의 주행, 지능로봇 시스템의 설계 및 제어.