

데이터 연관 필터를 이용한 자율이동로봇의 초음파지도 작성

論 文
54D-9-3

Sonar Map Construction for Autonomous Mobile Robots Using Data Association Filter

李侑哲[†] · 林鍾桓^{*} · 曹東佑^{**}
(Yu-Chul Lee · Jong-Hwan Lim · Dong-Woo Cho)

Abstract - This paper describes a method of building the probability grid map for an autonomous mobile robot using the ultrasonic DAF(data association filter). The DAF, which evaluates the association of each data with the rest and removes the data affected by the specular reflection effect, can improve the reliability of the data for the probability grid map. This method is based on the evaluation of possibility that the acquired data are all from the same object. Namely, the data from specular reflection have very few possibilities of detecting the same object, so that they are excluded from the data cluster during the process of the DAF. Therefore, the uncertain data corrupted by the specular reflection and/or multi-path effect, are not used to update the probability map, and hence building a good quality of a grid map is possible even in a specular environment. In order to verify the effectiveness of the DAF, it was applied to the Bayesian model and the orientation probability model which are the typical ones of a grid map. We demonstrate the experimental results using a real mobile robot in the real world.

Key Words : Mapping, Data Association, Bayesian Model, Sonar, Mobile Robot

1. 서 론

자율이동로봇의 환경인식에 이용되는 센서는 초음파 센서, 비전센서, 레이저센서 및 적외선센서 등 다양한 종류가 있다. 이중 초음파 센서는 조명의 변화에 무관하고 구조가 간단하며 비용이 저렴하고 장거리의 인식도 가능하기 때문에 많이 사용되고 있다. 그러나 초음파 센서는 음파의 방향각이 넓어 물체 위치에 대한 방향 불확실성이 크며, 정반사 특성에 따른 거울반사(Specular Reflection)효과에 의해 잘못된 물체 존재정보를 제공하는 경우가 많아 그 불확실성이 매우 크다. 이러한 초음파 센서 정보의 불확실성을 보완하기 위해 Leonard는 RCD (Regions of constant depth) 개념을 이용한 형상기반 지도 작성법을 제시하였다.[1]

또 다른 방법으로 Moravec과 Elfes는 로봇의 주위 환경을 작은 그리드들로 나누어 각 그리드에 물체가 있을 가능성을 확률적으로 표현하는 방법을 제시하였다.[2] 확률그리드지도는 형상기반지도와는 달리 즉각적인 지도 갱신 및 수정이 용이하며 물체의 형상에 관계없이 물체의 존재 유무를 효율적으로 표현할 수 있다. 그러나 초기의 확률그리드지도는 점유확률과 비점유확률을 서로 독립적이라는 가정 하에 각각의 확률을 따로 갱신하여 최종적으로 둘 중 큰 값을 택

하는 방법이었다. 그 결과 점유확률 값과 비점유확률 값의 합이 1이 넘는 경우도 발생하였으며 점유확률 값이 충분히 큼에도 불구하고 비점유확률 값이 그 보다 크면 비점유지역으로 판단하는 문제가 발생하였다. 또한, 축적된 정보와 새로운 정보에 같은 비중이 주어짐에 따라 지도의 질이 나빠지는 문제점을 가지고 있었다. 이러한 결점을 보완하기 위해 Moravec과 Cho는 Bayes 확률이론을 사용한 베이시안 모델(Bayesian model)을 제안하였다.[3]

그러나 실제 적용에 있어서 초음파 센서의 거울반사효과에 의한 다중반사경로현상(multi-path effect)으로 인해 베이시안 모델 역시 지도의 질이 심각하게 떨어지는 문제점이 발생하였다. 이를 보완하기 위해 Lim과 Cho는 각 그리드에 점유확률뿐만 아니라 물체의 방향확률을 동시에 평가하여 거울반사효과가 발생할 확률까지 고려한 방향확률지도작성 모델(Orientation model)을 제안하였다.[4,5] 이 방향확률지도 작성 모델은 실제 환경 적용에서 초음파센서의 거울반사효과에도 불구하고 양질의 지도 형성이 가능함이 입증되었다.[6] 그러나 방향확률지도 작성 모델 역시 근본적으로 거울반사효과에 의해 발생한 잘못된 정보를 걸러낼 수는 없다. 따라서 거울반사효과 등에 의한 부정확한 데이터의 비율이 커질수록 지도의 질은 현격히 나빠질 수밖에 없다. 만일 거울반사효과에 의한 부정확한 초음파 데이터를 사전에 판단할 수만 있다면 이러한 문제를 해결 할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 로봇이 초음파센서를 사용하여 지도 작성함에 있어 거울반사효과에 의한 잘못된 초음파 거리 데이터를 확률갱신 이전에 판단하여 필터링할 수 있는 방법을 제안한다. 필터링 방법은 측정된 초음파 데이터 사이의 연관

[†] 교신저자, 正 會 員 : 浦項工大 機械工學科 碩士課程
E-mail : lyc267@postech.ac.kr

^{*} 正 會 員 : 濟州大 工大 機械工學科 正教授 · 工博

^{**} 正 會 員 : 浦項工大 機械工學科 正教授 · 工博

接受日字 : 2005年 6月 15日

最終完了 : 2005年 7月 14日

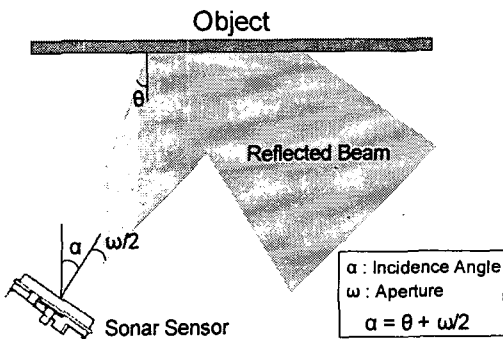


그림 1 초음파 센서의 거울반사효과
Fig. 1 Specular reflection effect of a sonar sensor

성(association)을 평가하여 동일한 물체에 의해 발생하였을 가능성이 있는 가를 판별하는 것이다. 거울반사에 의한 데이터는 다른 데이터와의 연관성이 존재할 가능성이 떨어지므로 대부분이 필터링 과정에서 제거되어 확률갱신에 사용되지 않게 되므로 거울반사효과에 의한 잘못된 데이터의 비율이 높은 경우에도 양질의 지도를 형성할 수 있다. 이와 같이 개발된 데이터연관필터(Data Association Filter : DAF)를 방향확률지도작성 모델에 적용하여 그 타당성을 실제 실험을 통하여 고찰하였다.

2. 초음파 센서와 확률지도

2.1 초음파센서의 특성

초음파 센서가 전방에 존재하는 물체까지의 거리를 측정하는 원리는 발신기에서 음파가 송신된 다음 가장 가까운 물체에 의해 음파가 반사되어 센서의 수신기에서 반사파를 수신할 때까지의 음파비행시간(Time Of Flight : TOF)을 계산하여 이것을 거리 값으로 변환시키는 방법이다. 그러나 실제 초음파 센서는 전방의 가장 가까운 물체를 감지하지 못하는 경우가 자주 발생한다.

먼저 초음파 센서는 반사파를 감지하므로 천 재질과 같이 음파를 흡수하는 물체는 그 원리상 감지가 어렵다. 또한, 음파를 흡수하는 재질이 아님에도 불구하고 전방의 최 근접 물체를 감지하지 못하는 경우로서 그림 1과 같이 거울반사효과가 일어날 때 발생한다. 거울반사란 정반사를 의미하는데 초음파의 경우 파장이 길기 때문에 생활 주변의 대부분의 물체에 대해서 정반사가 일어난다. 따라서 물체의 표면 거칠기에 따라 다소 차이가 있으나 음파의 입사각(α)이 음파의 유효구경의 절반($\omega/2$) 보다 더 크면 송신된 음파는 반사 후 수신부에 도착하지 못 하게 되어 센서는 물체를 감지할 수 없게 된다.[7]

거울반사효과는 전방의 물체를 감지하지 못하는 문제뿐만 아니라 다중반사경로현상(multi-path phenomena)을 발생시킨다. 즉, 거울반사효과가 한번 이상 일어난 정보가 수신기에 들어온 것을 다중반사경로효과라 하는데 다음과 같은 두 가지 문제를 발생시킨다.[5] 그림 2의 (a)는 음파가 여러 번의 다중반사경로를 거친 후에 수신기에 도달했으나 센서의

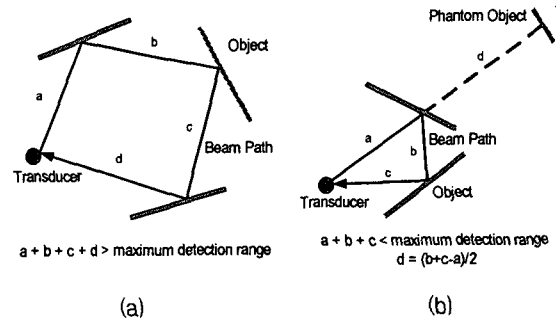


그림 2 초음파 센서의 다중반사효과
Fig. 2 Multipath effect of a sonar sensor

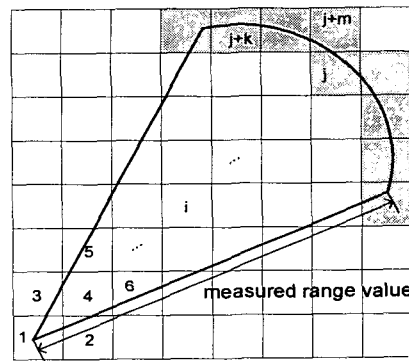


그림 3 초음파 센서의 궤적
Fig. 3 Footprint of a sonar beam

최대측정거리보다 반사경로가 더 긴 경우로서 최 근접 물체의 존재에 대한 아무런 정보도 주지 못한다. (b)는 다중반사가 발생하였으나 그 경로가 최대측정거리보다 작은 경우로서 역시 최 근접 물체를 감지 못할 뿐만 아니라 실제 존재하지 않는 물체를 감지하는 결과를 초래한다.

이와 같은 다중반사경로현상은 실제 베이시안 모델을 이용하여 초음파 지도를 형성하는 경우에 물체의 점유영역을 제대로 재구성하지 못하는 현상이 발생하는 가장 큰 원인이 된다.

2.2. 확률지도 작성

베이시안 확률지도란 그림 3과 같이 주위환경을 2차원 또는 3차원의 작은 그리드로 나눈 후 각 그리드에 물체가 존재할 확률을 평가하여 나타내는 방법이다. 각 그리드의 확률평가 방법을 간략히 소개하면 다음과 같다. 초음파 센서의 음파가 지나간 궤적을 그림3에 나타난 바와 같이 부채꼴 모양이라 가정하면 그 내부의 그리드 들이 확률 갱신의 대상이 된다. 갱신 대상 그리드의 번호는 센서의 위치로부터의 거리에 따라 부여된 것이며 1부터 $j-1$ 번까지는 음파가 지나간 부분이므로 점유확률이 떨어지게 되고 j 부터 $j+m$ 번째 그리드는 이들 중 어디에선가 음파가 반사되었을 것이므로 점유확률이 올라가게 된다. 점유확률의 갱신정도는 센서로부터의 거리 및 각도에 따라 베이즈의 조건확률 이론으로 평가된다.[3]

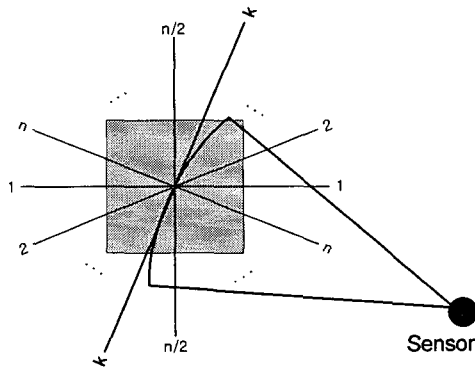


그림 4 한 셀에서 가상 방향들
Fig. 4 Virtual orientations in a grid

베이지안 모델은 점유확률과 비점유확률을 독립적으로 간주함에서 나타난 문제를 해결하였을 뿐만 아니라 확률지도 작성의 이론적 바탕을 정립한 모델로 평가되고 있다. 하지만 이 모델은 실제 적용에 있어서 형성된 지도의 질이 크게 떨어지는 현상이 나타났다.[6] 이것은 실제 초음파센서는 거울반사현상에 의한 다중반사경로효과가 발생하여 잘못된 거리정보가 제공되는 경우가 자주 발생하는데 반해 베이지안 모델이 이를 고려하지 못하고 있기 때문이다. 예를 들어 그림3에서 i 번째 그리드에서 거울반사가 일어났다면 그 이후의 그리드들($i+1$ 부터 $j+m$ 그리드)은 더 이상 확률갱신이 필요 없음에도 불구하고 베이지안 모델은 거울반사 유무에 무관하게 확률갱신을 하기 때문에 실제 물체가 존재하는 부분의 그리드들의 점유확률이 과다하게 낮아지는 결과를 초래한다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해 Lim과 Cho는 각 그리드의 방향확률을 평가하여 거울반사현상의 발생을 어느 정도 예측하는 모델을 개발하였다.[5,6] 이 모델에서 방향확률은 초음파센서의 거울반사현상을 역으로 이용하여 평가한다. 즉, 그림 4와 같이 한 그리드의 방향을 n 개로 가정하고 각각 방향 확률을 센서와의 상대 각도에 의해 평가한다. 예를 들어 그림 4의 경우 센서의 음파는 k 방향에 대해 수직으로 입사되고 있으므로 이 정보에 의해서는 단지 k 방향의 확률이 올라가게 된다. 방향확률 갱신은 베이지안 모델의 점유확률 평가 모델을 이용한다.

임의의 물체에 있어 많은 정보가 쌓이게 되면 실제 물체에 해당하는 그리드의 수직방향 방향확률값은 올라가게 되며 나머지 방향에 대한 확률값은 떨어지게 된다. 이렇게 구한 방향확률을 이용하여 각 초음파 거리정보에 대해 거울반사효과와 다중반사효과가 발생하였을 가능성을 확률적으로 고려해 줄 수 있다. 즉, 거울반사효과가 발생하였을 확률이 높은 정보는 점유확률 값의 갱신에 있어 변화의 폭을 작게 하고 그렇지 않은 경우에는 크게 함으로써 거울반사에도 불구하고 양질의 지도 형성이 가능함을 보였다.[5, 6]

그러나 이 모델 역시 거울반사현상의 발생가능성 정도에 따라 확률갱신 폭을 조절하는 것으로서 그 영향을 줄여줄 뿐이지 근본적인 해결책을 제시하고 있지는 못하다. 즉, 환경에 따라 거울반사현상이 나타나는 비율이 높아지면 질수록 지도의 질이 나빠질 수밖에 없다. 따라서 본 연구에서는

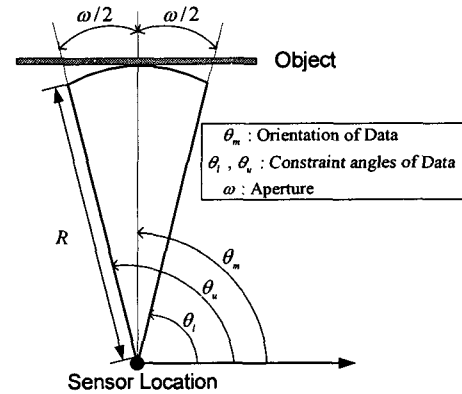


그림 5 데이터 연관 필터를 위한 각도 조건
Fig. 5 Angle constraints for the data association filter

초음파 센서의 거리 데이터 상호간의 연관성을 평가하여 각 데이터별로 거울반사현상의 발생 유무를 판단하여 잘못된 데이터를 사전에 필터링하는 방법을 제안한다.

3. 초음파 센서의 데이터 연관 필터

전술한 바와 같이 초음파센서는 그 특성상 거울반사효과가 일어날 수밖에 없으며, 방향확률을 고려한 확률지도 모델도 거울반사효과가 일어난 정보를 원칙적으로 없앨 수는 없다. 만일 거울반사효과가 일어난 정보를 필터링 하여 확률갱신에 원칙적으로 사용하지 않을 수 있다면 더 좋은 질의 지도를 그릴 수 있을 것이다. 따라서 거울반사와 같이 잘못된 정보를 차단하는 필터링 방법을 개발할 필요가 있으며 이를 위해 다음과 같은 데이터 연관성을 고려한 필터를 개발하였다.

데이터 연관성 필터(DAF)의 기본 개념은 다음과 같다. 동일 물체에 의해 발생된 데이터들끼리는 그 물체의 형상에 따른 일련의 연관성이 존재할 것이며, 거울반사에 의한 잘못된 데이터는 다른 데이터들과의 연관성이 존재할 가능성이 떨어진다는 것이다. 따라서 센서로부터 거리 데이터가 수집되면 개별 데이터에 대해 수집된 데이터 및 이전 데이터들과의 상호 연관성을 평가하여 일정한 연관성이 존재하는 데이터만을 확률 갱신에 이용함으로써 거울반사효과에 의한 잘못된 데이터를 필터링할 수 있다. 또한 서로 연관성이 존재하는 데이터들은 클러스터로 만들어 다음 단계에 수집된 데이터들의 연관성 평가에 이용한다.

3.1 데이터 연관성 기본조건

이동로봇은 이동 중에 수많은 데이터를 받아들이므로 축적된 모든 데이터들 사이의 연관성을 판단한다면 처리량이 많아 실시간 적용이 어려워진다. 따라서 연관성을 판단하기 이전에 두 데이터 사이의 연관성이 존재하기 위한 기본 조건을 설정하여 이것을 만족하는 데이터에 대해서만 연관성 판별을 수행함으로써 처리량을 현저히 줄일 수 있다. 이 기본조건은 두개의 초음파 거리데이터가 각각 동일 물체를 감지한 것이 되기 위한 두 데이터 사이의 각도 및 거리에 대한 기하학적인 관계로부터 정의된다.

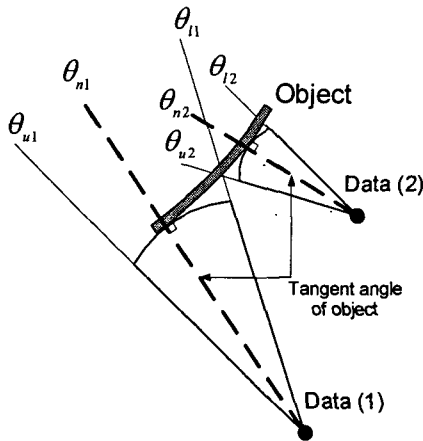


그림 6 조건각 조건
Fig. 6 Rules for constraint angles

그림 5는 초음파 센서의 음파 궤적을 2차원적으로 나타낸 것이다. 그림에서 ω 는 음파의 유효구경(aperture), θ_m 은 센서의 방향각, 그리고 R 은 측정된 거리 값을 나타낸다. θ_u 및 θ_l 을 각각 조건각(constraint angle)의 최대 및 최소값으로 정의하면 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\theta_l = \theta_m - \frac{\omega}{2}, \quad \theta_u = \theta_m + \frac{\omega}{2} \quad (1)$$

기본 조건을 설정하기 위해서 본 연구에서는 다음과 같은 가정을 한다. 즉, 주위환경 물체의 2차원적 형상은 직선, 점, 원형, 그리고 자유 곡선 등 다양하지만 직선, 점, 원형의 세 가지 기본적인 기하학적 요소로 나타낼 수 있다고 가정한다. 실제 실내 환경의 물체 형상은 이 세 가지 요소가 대부분으로서 이와 같은 가정은 큰 무리가 없다고 사료된다. 이와 같은 가정 하에 두개의 데이터가 동일한 물체에 의해 발생한 것이 되기 위해서는 다음과 같은 두 가지 기본 조건을 만족해야 한다.

방향각 조건 : 그림 6과 같이 θ_n 을 각 센서 위치에서 그 물체의 표면을 향하는 수선이 이루는 방향각이라 할 때, 데이터 2가 데이터 1과 동일한 물체를 감지하기 위해서는 데이터 2의 θ_{n2} 가 θ_{l2} 와 θ_{u2} 사이에 존재해야한다. 즉,

$$\theta_{l2} \leq \theta_{n2} \leq \theta_{u2} \quad (2)$$

이것은 물체에 음파가 수직하게 입사되지 않으면 그 물체를 감지하지 못한다는 초음파 센서의 거울반사 특성에 의한 것이다.

거리값 조건 : 그림 7과 같이 두 센서 위치 사이의 거리를 d_s , 측정된 거리 값 중 큰 것을 R_1 , 작은 것을 R_2 라 하자. 각 센서 위치에서 R_1 과 R_2 를 반경으로 하는 원을 형성할 때 두 데이터가 동일 물체를 감지한 것이 되기 위해서는

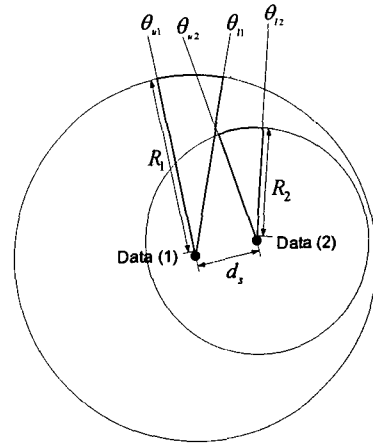


그림 7 거리 값 조건
Fig. 7 Rules for range values

하나의 원이 다른 원 내부에 포함되어서는 안 된다. 즉,

$$|d_s + R_2| \geq R_1 \quad (3)$$

이 조건은 자유곡면인 경우에는 적용되지 않는다. 그러나 물체 표면의 2차원 형상이 직선, 점, 그리고 원형인 경우에는 두 데이터가 동일 물체를 감지하기 위해서는 반드시 두 원이 물체의 표면에 공통으로 접해야 한다. 따라서 한 원이 다른 원에 포함되는 경우에는 공통 접선, 공통 접점 및 공통 접원이 존재하지 않기 때문에 동일 물체를 감지한 데이터 일 수가 없다.

실제 거울반사에 의해 잘못된 데이터는 위의 두 조건 중 적어도 하나를 만족하지 못하는 경우가 대부분이다. 따라서 이 조건을 만족하는 데이터에 대해서만 연관성을 판별함으로써 필터링 시간을 현저히 단축시킬 수 있다.

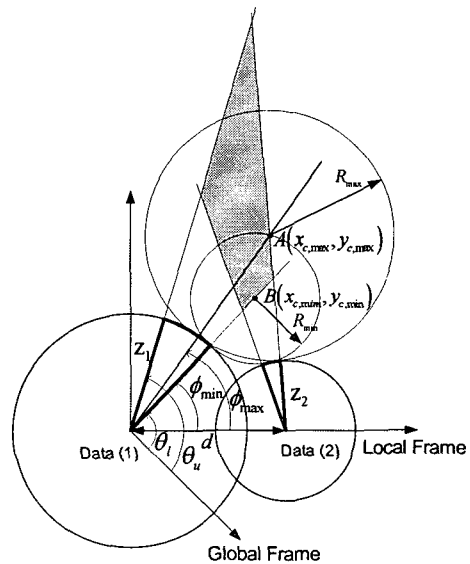


그림 8 곡률반경기준 데이터 연관성 판별법
Fig. 8 Data association based on the radius of curvature

3.2 데이터 연관성 판별

진술한 기본 조건을 만족하는 데이터를 대상으로 구체적인 데이터 상호간의 연관성을 판별하는 과정을 수행한다. 데이터 상호간의 연관성이란 어떤 두 데이터가 하나의 형상으로부터 발생하였을 가능성이 있는지를 판별하는 것이다.

z_1, z_2 를 각각 연관성 판별대상인 두 데이터의 거리 값이라 할 때 그림 8과 같이 데이터 1의 센서 위치가 원점이 되며 이 원점과 데이터 2의 센서 위치를 연결하는 선을 x 축으로 하는 좌표계를 설정한다. 여기서 d 는 두 센서 위치 사이의 거리이다. 두 데이터가 동일한 하나의 형상을 감지하기 위해서는 두 데이터가 형성하는 원에 공통으로 외접하는 제 3의 원이 존재해야 하며 그 형상은 외접원의 반지름 크기에 따라 직선, 점(point), 그리고 원호 형상이 된다.

좌표계의 원점에서 외접원의 중심을 연결한 선과 x 축이 이루는 각도를 ϕ 라 할 때, 외접원의 반경 R 과 ϕ 사이의 관계식은 코사인 법칙에 따라 다음과 같이 구해진다.

$$\cos(\phi) = \frac{(z_1 + R)^2 - (z_2 + R)^2 + d^2}{2d(z_1 + R)} \quad (4)$$

위 식에서 R 과 ϕ 가 미지수 이므로 외접원을 유일하게 결정할 수가 없다. 그러나 외접하는 원이 두 데이터가 동시에 감지한 형상이 되기 위해서는 각 ϕ 가 반드시 (2)식으로 정의된 방향각 조건을 만족해야 한다. 이 방향각 조건은 데이터 2에 대해서도 만족해야 하기 때문에 두 데이터를 동시에 고려한 공통된 각도 범위를 구한다. 그 결과 조건 각의 최소 및 최대가 각각 그림과 같이 ϕ_{\min} 과 ϕ_{\max} 라 하면, 각각에 대응되는 외접원의 최소 및 최대반경 R_{\min} 과 R_{\max} 를 다음과 같이 구한다.

$$R_{\min} = \frac{z_1^2 - z_2^2 - 2d \cos(\phi_{\min})z_1 + d^2}{2(d \cos(\phi_{\min}) + z_2 - z_1)}$$

$$R_{\max} = \frac{z_1^2 - z_2^2 - 2d \cos(\phi_{\max})z_1 + d^2}{2(d \cos(\phi_{\max}) + z_2 - z_1)} \quad (5)$$

그림 9는 각 형상에 따라 연관될 수 있는 데이터를 예로 제시한 것이다. 그림 9에서 보는 것과 같이 식 (5)을 통해 계산된 R_{\min} 값이 매우 큰 값이면 두 데이터가 감지한 형상은 직선형상인 것으로 간주할 수 있다. 반면에 R_{\max} 이 매우 작은 값이면 두 데이터는 동일한 점 형상에 서로 연관된다고 할 수 있다. 그 나머지 경우 중 R_{\min} 과 R_{\max} 가 적당한 범위 안에 있다면 원호 형상의 물체를 동시에 감지한 것으로 가정할 수 있다.

그런데 이와 같은 곡률반경 기준 판별법으로 데이터의 연관성을 판단 할 수 없는 경우가 존재한다. 이와 같은 경우는 두 데이터에 의한 원이 내접할 때 발생한다. 두 데이터가 내접하는 경우는 그림 10과 같이 이전에 감지된 물체의 동일 부분이 이전에 감지될 때의 센서 방향과 거의 동일한 방향으로 다시 감지될 때 발생한다. 이와 같은 경우는 로봇

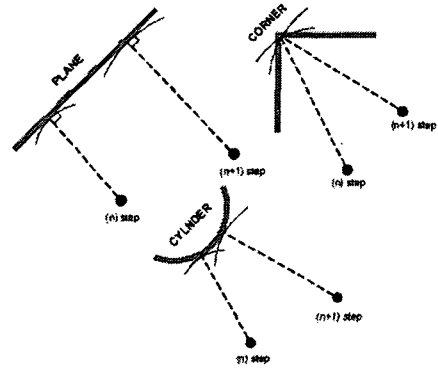


그림 9 두 데이터가 매칭 되는 경우
Fig. 9 Matchable case of two data

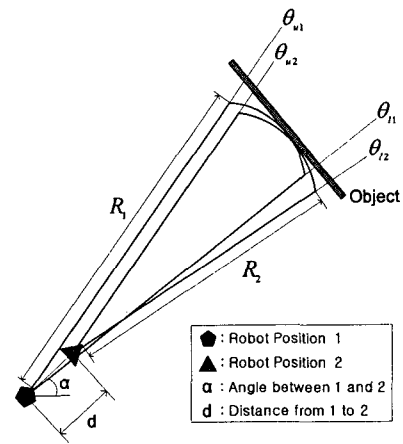


그림 10 두 데이터가 내접 하는 경우
Fig. 10 Inscribed case

의 진행방향과 평행한 방향을 갖는 센서가 물체를 감지할 때 흔히 발생한다. 즉, 로봇의 전면에 위치한 센서, 또는 후면에 위치한 센서가 로봇이 직진할 때 각 센서 전면에 존재하는 동일 물체가 서로 다른 위치에서 감지될 때 흔히 발생한다. 이와 같은 경우의 두 데이터는 서로 연관되는 물체의 구체적인 형상은 정할 수 없으나 연관성이 있음이 자명하므로 연관성이 있는 데이터로 분류한다.

두 데이터가 내접하는 경우는 다음과 같은 두 가지 조건으로부터 판단할 수 있다.

조건 1) 그림 10에서 로봇이 위치1에서 위치2로 이동하였을 때, α 는 두 위치 간에 이루는 각도이다. 이 각도는 두 데이터의 조건각 안에 포함되어야 한다.

$$\theta_{l1} \leq \alpha \leq \theta_{u1}, \quad \theta_{l2} \leq \alpha \leq \theta_{u2} \quad (6)$$

조건 2) 그림 10에서 d 는 두 로봇위치 사이의 거리 차이며, 이는 두 데이터의 측정된 거리 차와 같아야 한다.

$$d = |R_1 - R_2| \quad (7)$$

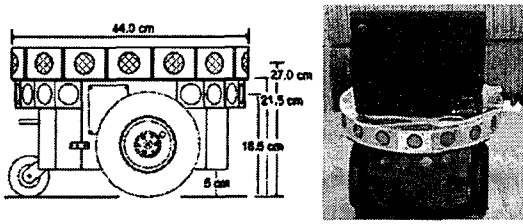


그림 11 초음파 센서 링이 부착된 3-DX 이동로봇
Fig. 11 3-DX mobile robot with a sonar sensor ring

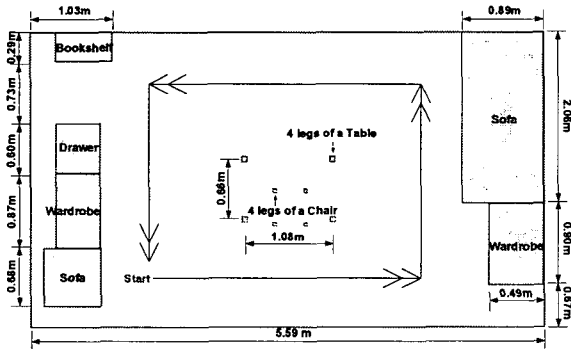


그림 12 실험을 위한 장애물들의 구조
Fig. 12 Configurations of objects for the experiment

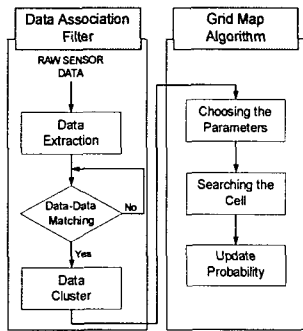
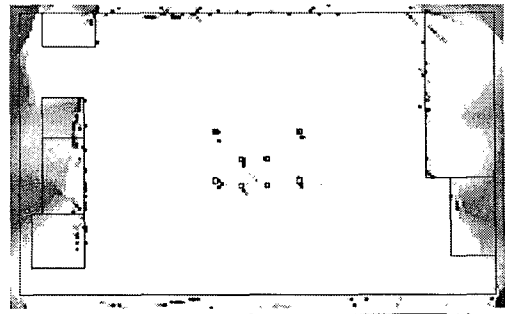


그림 13 격자지도 작성 알고리즘의 순서도
Fig. 13 Flowchart of a grid map building algorithm

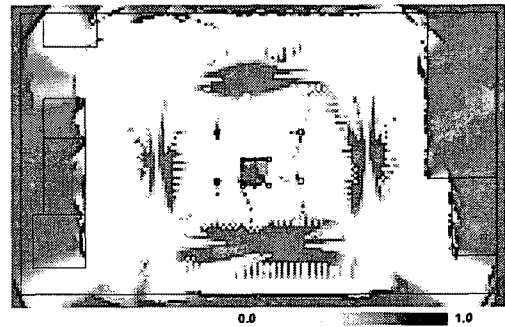
4. 실험 및 결과

4.1 실험장치 및 방법

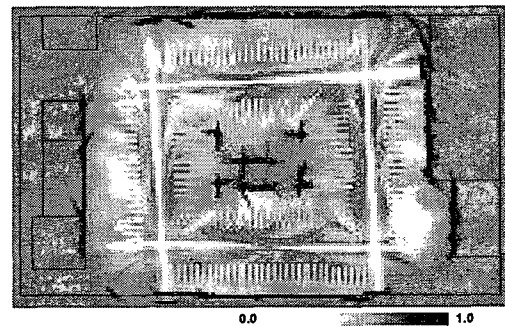
실험에 이용된 로봇은 그림 11에 나타난 바와 같은 액티브미디어 로보틱스(ActiveMedia Robotics)사의 Pioneer 3-DX이다. 이 로봇은 두 개의 구동바퀴와 한 개의 보조바퀴로 이루어져 있다. 이동거리는 두 개의 엔코더로 측정하며 로봇의 방향 회전 각 측정을 위해서 자이로스코프를 부가적으로 사용한다. 실험을 위해서 16개의 초음파 센서가 균일한 간격(22.5°)으로 장착된 초음파 링을 제작하여 로봇 위에 설치하였다. 사용된 초음파센서는 폴라로이드(Polaroid)사의 600 Series로써 유효측정구경은 22.5°, 최소측정거리는 10cm 그리고 최대측정거리는 10m이다.



(a) 베이시안 모델만 사용
(a) Using only the Bayesian Model



(b) 베이시안 모델과 데이터 연관필터를 사용
(b) Using the Bayesian Model and the Data Association Filter



(c) 방향확률과 데이터 연관필터를 사용
(c) Using orientation probability and Data Association Filter

그림 14 실험데이터로 그려진 격자지도
Fig. 14 Constructed grid map from the experimental data

실험 환경은 그림 12와 같이 천소재의 소파, 탁자, 의자, 책장, 옷장 등으로 구성하였다.

탁자다리의 직경은 6cm정도이며 의자 다리는 4cm정도이다. 로봇은 그림 12의 화살표 방향으로 진행하여 실험환경을 한 바퀴를 돌면서 초음파 데이터를 수집하였다.

데이터 필터링 및 지도형성 순서는 그림 13에 나타난 바와 같다. 먼저 데이터가 수집되면 연관성을 판단하여 연관성이 있는 데이터만 그리드 지도의 확률을 갱신하는데 이용한다. 또한 서로 연관성이 있는 데이터들은 연관성 형태(물체의 형상)에 따라 클러스터링 하여 저장한다. 이렇게 저장된 클러스터는 다음 단계의 데이터 연관성 판단에 이용된다. 만약 현재 데이터 및 이전 단계까지 형성된 어떤 클러스터와도 연관이 없는 데이터는 확률 갱신에는 이용되지 않

지만 단독으로 새로운 클러스터를 형성시킨다. 이렇게 형성된 클러스터는 이후 몇 단계까지 연관성 있는 데이터가 존재하지 않을 경우 클러스터에서 제외시킴으로써 클러스터 수가 지나치게 증가되는 것을 방지한다.

4.2 실험결과

그림 14은 실험의 결과를 나타낸다. 한 격자의 크기는 4cm×4cm이며 초음파 센서의 유효구경은 22.5°로 하였다. 총 수집된 데이터의 개수는 529위치에서 8464개이다. 지도에서 흰색은 점유확률이 0으로서 물체가 확실히 없음을 의미하고, 색이 짙을수록 점유확률이 높아짐을 나타낸다. 그림 14의 (a)는 베이시안 모델만을 이용한 결과 지도로서 거울 반사효과에 의해 점유 그리드로 나타나야 할 그리드들의 확률 값이 크게 떨어져 실험환경의 전체적인 윤곽이 나타나지 않음을 알 수 있다.

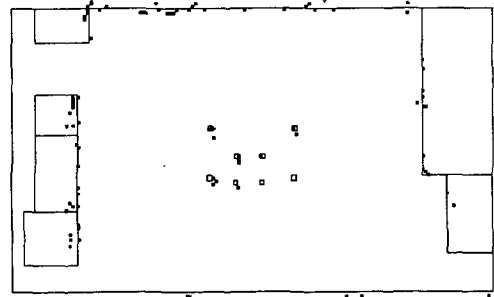
그림 14의 (b)는 데이터 연관필터를 적용하여 잘못된 데이터를 필터링한 후 베이시안 모델을 이용하여 지도를 형성한 결과이다. 이때 데이터 연관필터를 거치면서 8464개의 데이터 중에 거울반사효과 등에 의한 데이터가 필터링 되어 954개로 걸러지게 되었다. 또한 양질의 데이터인 경우 클러스터로써 2번 이상 사용될 수 있어, 베이시안 모델에 사용된 총 사용데이터 개수는 1864개 이다. 이렇게 양질의 데이터만을 사용할 경우 그림 (a)와 비교해 보면 거울반사효과에 의한 영향이 훨씬 줄어들었음을 알 수 있다. 그러나 모서리 부분에서는 여전히 다중반사경로현상에 의해 실제 물체의 윤곽이 잘 나타나지 않음을 볼 수 있다. 이것은 모서리 부분에서는 일관되게 다중반사경로 현상이 발생하여 이 데이터들끼리 연관성을 형성하여 필터링 과정에서 제거되지 못하기 때문이다. 또한 그림을 살펴보면 그림의 좌측면과 같이 여러 개의 직선형상의 물체가 연결되어 하나의 직선형상을 이루는 경우가 그림의 상하면과 같이 하나의 물체가 직선을 이루는 경우보다 감지가 불량함을 알 수 있다. 이것은 물체사이의 틈새는 점 형상과 같은 역할을 하기 때문에 직선형상보다 훨씬 더 다양한 각도에서 감지되므로 틈새에 해당하는 부분은 확률이 크게 올라가지만 그 주변의 그리드들은 비점유 영역에 속하는 경우가 더욱 많아지므로 점유 확률이 떨어지기 때문이다.

그림 14의 (c)결과는 방향확률지도작성 모델에 데이터 연관필터를 적용한 것으로서 물체가 존재하는 영역이 세 결과 중 가장 잘 복원됨을 확인 할 수 있다. 반면에 전체적으로 (b)에 비해서 확률값의 변화가 적는데 그 이유는 방향성을 고려함으로써 각 데이터에 의한 확률값 갱신 속도가 느려지기 때문이다. 또한 다중반사경로현상이 심하게 발생한 각 모서리 부분이 비록 물체의 윤곽이 드러나지는 않았지만 다른 두 경우와는 달리 확률 값이 급격하게 떨어지지 않음을 확인할 수 있다. 이것은 데이터 연관필터의 영향으로 인해 많은 수의 다중반사경로에 의한 잘못된 데이터가 필터링 되었기 때문으로 판단된다. 초음파 센서의 감지 특성은 물체의 형상에도 의존하지만 물체의 재질에도 영향을 받는다. 그림에서 우측상단과 좌측하단의 물체는 천소재의 소파인테이를 복원하고 있는 것으로 보아 천소재의 물체도 탐지할 수 있음을 알 수 있었다. 또한 중앙부의 의자다리는 지름이

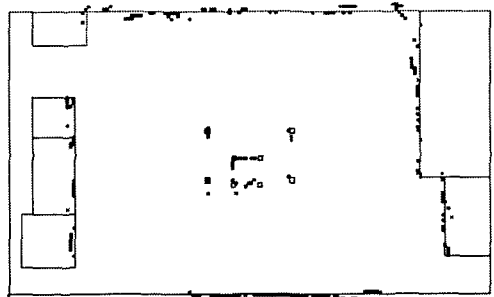
표 1 격자지도의 경계확률 값

Table 1 Threshold probability of grid-based map

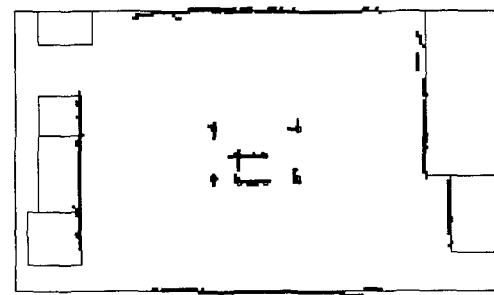
사용된 모델	평균 확률	표준편차	경계확률(백분율)
베이시안 모델	0.598782	0.180077	0.7428436(78.81%)
베이시안 모델과 연관필터	0.617851	0.167264	0.7516622(78.81%)
방향확률과 연관필터	0.626946	0.152520	0.7489620(78.81%)



(a) 베이시안 모델만 사용
(a) Using only the Bayesian Model



(b) 베이시안 모델과 데이터 연관필터를 사용
(b) Using the Bayesian Model and the Data Association Filter



(c) 방향확률과 데이터 연관필터를 사용
(c) Using orientation probability and Data Association Filter

그림 15 경계확률 이상으로 그려진 격자지도

Fig. 15 Threshold map

4cm정도로 작은 물체이지만 그 위치에 장애물이 있다는 정도는 판별 가능한 것으로 판단된다.

결과지도에서 물체에 해당하는 부분만을 추출하기 위해서 경계(threshold)확률 값을 설정하였다. 이는 그려진 지도가 실제 환경을 잘 표현하였는가를 눈으로 확인하기 위한 과정

이다. 이때 경계확률 값은 지도내의 확률 값들의 정규분포로부터 결정하였다. 즉, 점유지역에 속한 셀들의 점유확률 값 평균과 표준편차를 이용하여 점유지역 경계 확률 값을 구하였다. 표 1에 정규분포에 사용된 점유확률 값의 평균 및 표준편차를 기재하였다. 즉, 그림 14의 (a)지도는 확률 평균이 0.598782이고 표준편차가 0.180077이었다. 이때 임의로 점유지역에 속했던 셀들의 점유확률 값 중 78.81%에 해당하는 확률 값(0.7428436)을 경계확률 값으로 정하고, 경계 확률 값 이상의 확률을 갖는 셀들만을 표시한 결과가 그림 15의 (a)지도 이다. 또한, 그림 15의 (b)와 (c)는 그림 14의 (b)와 (c)를 표 1에 기재된 경계확률 값 이상을 갖는 셀들을 표시한 것이다. 그림 15에서 (a), (b), (c)로 갈수록 경계확률 값(78.81%) 이상의 확률을 가지는 셀의 개수가 많아짐을 알 수 있다. 이것을 통해 거울반사효과가 많이 반영 되는 모델일수록, 점유되었던 셀들의 점유확률 값의 차이가 커짐을 유추해 볼 수 있다. 이러한 결과가 나오는 이유는 거울 반사효과가 일어난 데이터의 경우 점유되어야 할 셀들의 확률 값을 떨어뜨리기 때문이다. 객관적인 비교로써, 표 1에서 표준편차가 (a), (b), (c)순으로 작아지는 것을 보면 확인 할 수 있다.

5. 결 론

초음파 센서는 거울반사 특성에 의해 다중반사경로 현상이 발생하여 수집된 거리 데이터들의 신뢰성이 크게 떨어진다. 따라서 본 연구에서는 확률그리드 지도 작성에 있어서 각 그리드의 확률갱신 이전에 각 데이터들의 신뢰성을 조사하여 거울반사에 의한 잘못된 데이터 들을 사전에 제거함으로써 형성되는 지도의 질을 크게 향상시킬 수 있는 데이터 필터링 방법을 제안하였다. 이 방법은 수집된 초음파 데이터들이 동일한 물체에 의해 발생하였을 가능성이 있는가에 대한 데이터 연관성 평가에 기반을 두고 있다. 즉, 거울반사에 의한 데이터는 다른 데이터와의 연관성이 존재할 가능성이 떨어지므로 대부분이 필터링 과정에서 제거되어 확률갱신에 사용되지 않게 되어 거울반사효과에 의한 잘못된 데이터의 비율이 높은 경우에도 양질의 지도를 형성할 수 있다. 이와 같이 개발된 데이터연관필터를 베이스인 지도 작성 모델에 적용하여 실험적으로 그 유용성을 검증하였다. 그 결과 초음파 센서로부터의 각 거리정보 신뢰성을 평가할 수 있는 데이터연관필터는 초음파 센서를 사용한 이동로봇 연구전반에 걸쳐 그 활용도가 높을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 2005년도 정보통신부의 "홈 서비스 로봇의 위치인식, 지도형성 및 주행기술개발" 사업의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참 고 문 헌

[1] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publisher, 1992.

[2] H. P. Moravec and A. Elfes, "High Resolution Maps from Wide Angle Sonar," IEEE International Conference on Robotics and Automation, St. Louis, pp.116-121, March 1985.
 [3] D. W. Cho and H. P. Moravec, "A Bayesian Method for Certainty Grids," AAAI Spring Symposium on Robot Navigation, Stanford, CA, pp.57-60, March 1989.
 [4] J. H. Lim and D. W. Cho, "Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation," Transactions of ASME Journal of Dynamic System, Measurement and Control, vol. 116, pp.512-520, 1994.
 [5] 임중환, "초음파센서를 이용한 자율이동로봇의 지도형성, 탐사 및 위치평가," 박사학위논문, 포항공과대학교, 1994.
 [6] Jong Hwan Lim and Dong Woo Cho, "Multipath Bayesian Map Construction Model from Sonar Data," ROBOTICA, Vol.14, pp.527-540, 1996
 [7] R. Kuc and V. B. Viard, "A Physical Based Navigation Strategy for Sonar-Guided Vehicles," The International Journal of Robotics Research, vol. 10, No. 2, pp.75-87, 1991.

저 자 소 개



이 유 철 (李 侑 哲)

1980년 7월 8일생. 2004년 연세대학교 기계공학과, 전기전자공학과 졸업. 2000년 ~ 현재 포항공과대학교 대학원 기계공학과 석사과정.
 Tel : 054-279-5889 , Fax : 054-279-5899
 E-mail : lyc267@postech.ac.kr



임 중 환 (林 鍾 桓)

1959년 7월 21일생. 1989년 포항공과대학교 대학원 기계공학과 졸업(공석). 1994년 동대학원 기계공학과 졸업(공박). 1994년~현재 제주대학교 메카트로닉스 공학과 교수
 Tel : 064-754-3712 , Fax : 064-756-3886
 E-mail : jhlim@cheju.ac.kr



조 동 우 (曹 東 佑)

1958년 2월 23일생. 1980년 서울대학교 공대 기계설계학과 졸업. 1982년 동 대학원 기계공학과 졸업(공석). 1986년 Wisconsin-Madison대학 기계공학과 졸업(공박). 1986년~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수
 Tel : 054-279-2171 , Fax : 054-279-5899
 E-mail : dwcho@postech.ac.kr