

# 초음파 데이터의 형상 인지 지수를 이용한 확률 격자 지도의 작성

## Grid Map Building through Neighborhood Recognition Factor of Sonar Data

이 세 진<sup>1</sup> · 박 병 재<sup>2</sup> · 임 중 환<sup>3</sup> · 정 완 균<sup>4</sup> · 조 동 우<sup>5</sup>

Lee Se-Jin<sup>1</sup> · Park Byung-Jae<sup>2</sup> · Lim Jong-Hwan<sup>3</sup>  
Chung Wan-Kyun<sup>4</sup> · Cho Dong-Woo<sup>5</sup>

**Abstract** Representing an environment as the probabilistic grids is effective to sense outlines of the environment in the mobile robot area. Outlines of an environment can be expressed factually by using the probabilistic grids especially if sonar sensors would be supposed to build an environment map. However, the difficult problem of a sonar such as a specular reflection phenomenon should be overcome to build a grid map through sonar observations. In this paper, the NRF(Neighborhood Recognition Factor) was developed for building a grid map in which the specular reflection effect is minimized. Also the reproduction rate of the grid map built by using NRF was analyzed with respect to a true map. The experiment was conducted in a home environment to verify the proposed technique.

**Keywords** : Mobile Robot, Probabilistic Grid Map, Sonar Data, Data Filtering

### 1. 서 론

#### 1.1 확률 격자 지도 작성

이동 로봇이 자유롭게 돌아다니며 임무를 수행하기 위해서는 위치 추정, 환경지도 작성, 경로 생성, 그리고 장애물 회피와 같은 기능들이 필요하다. 그 중에서 환경지도를 작성하는 방법에는 선이나 점과 같은 형상으로 표현하거나<sup>1,2</sup> 물체가 있을 확률이 부여된 작은 격자들로 표현하는 방법이 있다. 이들 중에서 확률 격자 형태로 환경을 표현하는 것은 환경에 대한 형상을 직관적이고 사실적으로 이해할 수 있게 해 줌으로 로봇이 경로를 생성하거나 장애물을 회피하고자 할 때 유용하게 쓰일 수 있다. 특히 초음파 데이터를 이용하여 환경을 표현하기에는 확률 격자의 형태를

사용하는 것이 가장 실제적으로 환경의 형상을 나타낼 수 있다.

Moravec과 Elfes는 로봇의 주위 환경을 작은 격자로 나누어 각 격자에 물체가 있을 가능성을 확률적으로 표현하는 방법을 제안하였다<sup>3</sup>. 확률 격자 지도는 형상기반의 지도와는 달리 센서 데이터에 의해 즉각적으로 지도를 갱신할 수 있고 복잡한 형태의 물체라도 형상을 효율적이고 사실적으로 표현할 수 있다. Moravec과 Cho는 베이지안(Bayesian) 확률이론을 적용하여 신뢰성 있는 격자확률 갱신 모델을 제안하였다<sup>4</sup>.

#### 1.2 초음파 센서

비전이나 레이저와 같은 고가, 고성능의 센서들은 주위 환경에 대한 풍부한 정보들을 제공해 주기 때문에 지금까지 많이 애용되어 왔고 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping: 동시적 위치추정 및 지도작성)에 대한 성공적인 연구 결과가 보고되기도 하였다. 하지만 이런 센서들은 제품의 상품화 실현에 있어서 현재로서는 거리가 있기 때문에 초음파 센서를 이용하여 환경지도를 작성하거나 위치를 추정하고자 하는 것은 충분한 연구 가치가 있다.

※ This work was supported in part by MIC & IITA through IT Leading R&D Support Project.

<sup>1</sup> 포항공과대학교 기계공학과 박사과정(E-mail : sejiny3@postech.ac.kr)

<sup>2</sup> 포항공과대학교 기계공학과 박사과정(E-mail : lain@postech.ac.kr)

<sup>3</sup> 제주대학교 메카트로닉스학과 정교수(E-mail : jhlim@cheju.ac.kr)

<sup>4</sup> 포항공과대학교 기계공학과 정교수(E-mail : wkchung@postech.ac.kr)

<sup>5</sup> 포항공과대학교 기계공학과 정교수(E-mail : dwcho@postech.ac.kr)

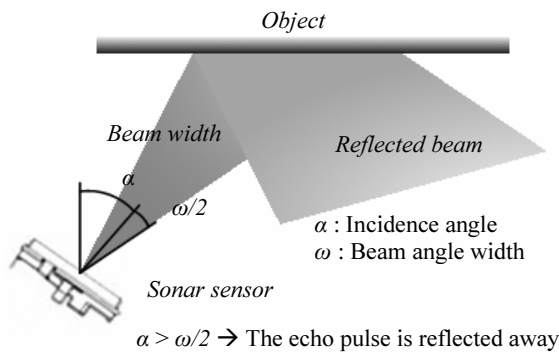


그림 1. 초음파 센서 데이터의 거울반사 현상

하지만 저가인 초음파 센서에서 발사된 초음파는 지향각이 넓어서 물체의 정확한 방위를 제공할 수 없을 뿐만 아니라 물체 표면에서 거울 반사 현상을 일으켜 잘못된 탐지 거리를 빈번히 제공하기 때문에 고가인 레이저나 비전 센서에 의한 측정 거리 정보나 방위각 정보보다 데이터의 신뢰도가 떨어져 지도를 작성하기에 매우 까다롭다. 이를 보완하기 위해 Lim과 Cho는 각 격자의 점유 확률뿐만 아니라 물체의 방향 확률까지 동시에 평가함으로써 초음파의 반사 현상을 감소시킬 수 있는 격자확률 갱신 모델을 제안하였다<sup>5)</sup>.

1.3 형상 인지 지수의 필요성

초음파 데이터 중 신뢰도가 높은 것들만을 선별해 사용하기 위해 Lee 연구팀은 데이터 교합 모델을 통해 초음파 데이터를 여과시켜 사용하였다<sup>6)</sup>. 하지만 위의 연구에서는 격자의 확률 갱신 모델이 비교적 복잡하고 여과된 초음파 데이터들은 동일한 가중치로 지도 작성에 참여하였다. 본 논문에서는 복원율과 효율성의 극대화를 위해 초음파 데이터의 형상 인지 지수(NRF)를 이용하여 초음파의 반사 현상을 최소화 할 수 있는 확률 격자 지도 작성법을 개발하였다. 또한 격자지도 작성에 참여하는 초음파 데이터들은 격자확률 갱신 시 자신의 형상 인지 지수에 따라 갱신 가중치가 달라지므로 신뢰도 높은 데이터들이 더 지배적인 역할을 할 수 있게 하였다.

본 논문에서 제안된 방법을 검증하기 위한 실험은 가정 환경에서 이루어 졌으며 초음파 형상과 EKF 기반의 SLAM을 통하여 로봇의 위치를 추정하였다. 2장에서는 확률 격자 지도 작성시 사용할 초음파 데이터의 형상인지 지수를 구하는 방법에 대해 제안한다. 3장에서는 효율적으로 격자의 확률을 갱신하는 방법과 확률 격자 지도 평가법에 대해 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 통해 형상인지 지수의

격자 지도에 대한 영향에 대해 분석하고 검증해 본다. 마지막으로 5장에서는 고찰을 통해 추가적인 연구의 필요성을 알아본다.

2. 초음파 데이터 교합에 의한 형상 인지 지수

2.1 초음파 센서 데이터의 특성

초음파 센서가 전방에 존재하는 물체까지의 거리를 측정하는 원리는 발신기에서 음파가 송신된 다음 가장 가까운 물체에 의해 반사되어 센서의 수신기에서 반사파를 수신할 때까지의 음파비행시간(Time Of Flight: TOF)을 계산하여 거리 값으로 변환시키는 것이다. 그러나 실제 초음파 센서는 거울반사 현상 때문에 전방의 가장 가까운 물체를 감지하지 못하는 경우가 자주 발생한다. 그림 1에서 보는 바와 같이 거울반사 현상이란 음파의 입사각이 음파의 유효각의 절반보다 더 크면 송신된 음파는 반사 후 수신부에 도착하지 못하게 되어 물체를 감지하지 못하는 현상을 말한다. 이와 같은 현상은 베이시안 격자확률 갱신 모델을 이용하여 초음파 지도를 형성하는 경우 물체의 점유영역을 제대로 재구성하지 못하게 되는 가장 큰 원인이 된다.

2.2 초음파 데이터 교합법

직진성이 강한 레이저 데이터와 다르게 초음파 데이터는 일반적으로 넓은 빔 폭의 부채꼴 형태로 고려된다. 따라서 두 개 이상의 초음파 데이터에 대한 교합은 잘못된 측정 거리를 제공해주는 데이터를 제거해 낼 수 있을 뿐만 아니라 빔 폭의 불확실성도

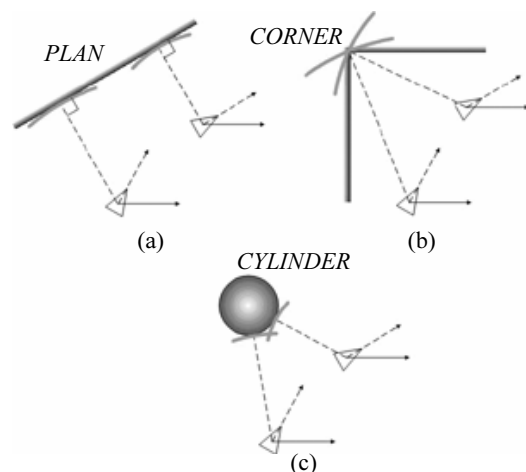


그림 2. (a)벽면, (b)모서리, (c)원통 모양의 물체에서 기인된 초음파 데이터들의 형상학적 관계

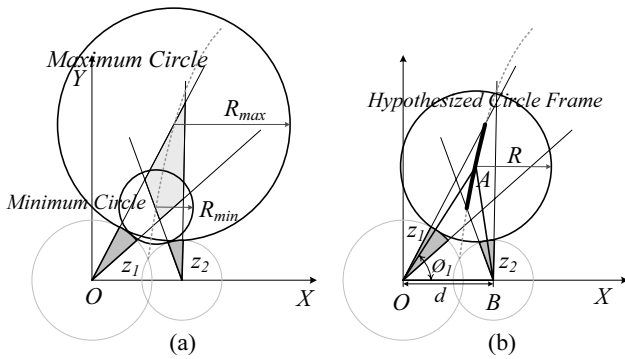


그림 3. 두 초음파 데이터에 외접하는 가상의 원 형상: 두 초음파 데이터의 유효 빔 폭에 해당되는 영역 안에 존재 할 수 있는 (a)최소, 최대 가상 원 형상, (b)가상 원 형상의 증점 존재 가능 구간

줄일 수 있다<sup>[2]</sup>. 이후 초음파 데이터 간의 교합을 FPA (Footprint Association)라 명명하였다.

결국 FPA 모델을 통해서 두 초음파 데이터가 벽면, 모서리 또는 원통 모양의 물체 중 어느 것으로부터 기인된 것인지를 판단할 수 있다. 그림 2에서 보듯이 평면이나 원통 모양의 물체로부터 기인된 초음파 데이터는 물체와 접하게 되고, 모서리 모양의 물체로부터 기인된 초음파 데이터는 물체의 위치에서 교차하게 되는 특성을 나타낸다.

그림 3에서 보듯이 초음파 센서의 위치를 중심으로 초음파 측정 거리에 해당하는 반지름과 초음파의 유효 빔 폭을 가진 두 개의 부채꼴을 고려할 수 있다. FPA 모델은 같은 물체로부터 기인된 두 초음파 데이터의 부채꼴에 외접하는 원 형상, 즉 가상 형상을 예측한다. 결국 가상 형상으로 고려되는 원 형상의 반지름을 결정하는 것은 두 초음파 데이터가 어떤 형태의 물체로부터 기인된 것인지에 대해 판단할 수 있는 기준이 된다. 만약 가상 형상의 반지름이 0에 가까우면 가상 형상은 점 형상으로 간주되고, 무한대에 가까우면 선 형상으로 간주될 수 있다. 또한 가상 형상의 반지름이 두 초음파 데이터의 유효 빔 폭에 해당되는 제한 영역에 존재하면 그 조건을 만족하는 원 형상으로 간주할 수 있다.

### 2.3 형상 인지 지수

초음파 데이터는 최근 측정되고 저장되어 있는 초음파 데이터와의 FPA 모델을 이용한 정보 교합에서 얼마나 자주 형상적으로 일치하냐에 따라 형상 인지 지수가 부여된다. 결국 격자지도 작성에 참여하는 초음파 데이터들은 격자확률 갱신 시 부여된 자신의 형상 인지 지수에 따라 가중치가 달라지므로 신뢰도

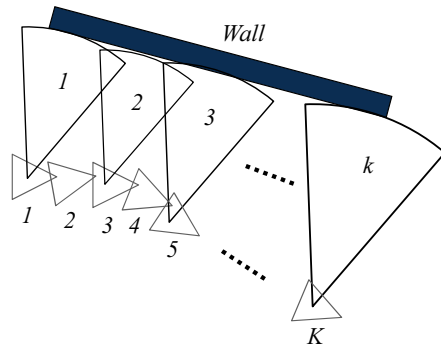


그림 4. FPA 모델을 통해 동일 벽면을 탐지한 초음파 데이터

높은 데이터들이 더 지배적인 역할을 할 수 있게 된다. 형상 인지 지수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$NRF = \frac{k}{K} \quad (식 1)$$

그림 4에서 보듯이  $K$ 는 최근 측정되고 저장되어 있는 초음파 데이터에 대한 로봇의 스텝 수이고  $k$ 는 FPA모델에 의해 현재 초음파 데이터와 형상이 일치하는 초음파 데이터의 개수이다. 결국 NRF는 격자확률 갱신 모델에서 갱신 가중치로 참여하게 된다.

## 3. 확률 격자 지도 작성

### 3.1 관련 선행 연구

선행 연구로서 격자의 점유확률을 갱신하기 위한 odds형태의 특화된 베이저안 기반 모델들이 개발되었다<sup>[6,7]</sup>. 그림 5에서 보는 바와 같이 격자로 나뉘어 있는 공간에서 부채꼴 모양으로 가정된 초음파 데이터 영역 안에 존재하는 격자들은 센서로부터의 거리 순으로 나열된다.

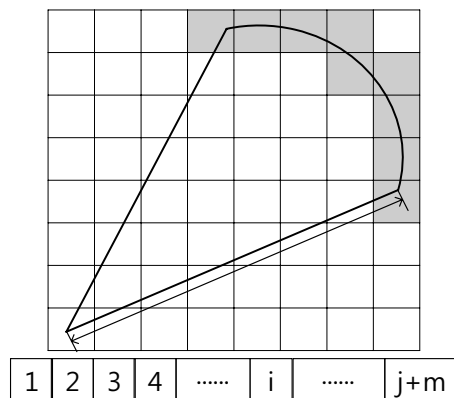


그림 5. 초음파 센서 데이터의 부채꼴 모양 및 해당 격자

결국 초음파 데이터의 비점유 영역에 해당되는 격자의 확률은 센서 모델에 의해 결정이 되며, 점유 영역에 해당되는 격자의 확률은 임의 격자까지 센서 빔이 멈추지 않을 누적 확률과 임의 격자에서 멈출 확률 및 가우시안 가중치에 의해 결정된다<sup>8)</sup>.

하지만 앞에서 언급한 격자확률 갱신 모델은 적용 시 확률 격자 지도의 질이 크게 떨어지는 현상을 보였다. 실제 초음파 데이터는 반사현상에 의해 잘못된 거리 정보를 제공하는 경우가 빈번하지만 이 모델에서는 이 현상을 고려하지 못하고 있기 때문이다. 따라서 Lim과 Cho는 각 격자의 방향확률을 평가하여 거울반사 현상의 발생을 예측하는 모델을 개발하였다. 방향확률의 갱신 모델 역시 베이시안 격자확률 갱신 모델을 근간으로 개발되었다<sup>9)</sup>.

3.2 형상 인지 지수를 이용한 격자확률 갱신법

선행 연구에서 개발된 격자확률 갱신 모델은 초음파 센서에 대한 물리적 현상을 수학적으로 잘 표현하였다. 하지만 단일 초음파 궤적에 포함되는 격자의 확률은 그림 5에서와 같이 재배열 후 점유 확률을 갱신할 때 이전 격자들에 영향을 받는다. 따라서 격자의 크기가 작아져 격자의 개수가 많아 질수록 예측되는 격자의 점유확률은 센서 모델에 둔감해지게 된다. 본 논문에서는 이전 격자들의 점유확률에 영향을 받지 않고 자신의 이전 확률과 센서 모델에 의해서만 점유확률을 갱신하는 log odds 형태의 확률 격자 갱신 모델을 사용하였다<sup>11)</sup>.

하지만 이 모델 역시 초음파 센서의 반사현상에 의한 잘못된 데이터의 영향을 고려해 주지 못하고 있다. 따라서 본 논문에서는 2.3에서 제안한 형상 인지 지수를 가중치로 부여하여 격자의 확률을 갱신하는 방법을 제안한다. 즉 아래 식 2에서 보는 바와 같이 격자의 확률을 갱신함에 있어 형상 인지 지수에 따라 초음파 데이터에 가중치를 부여하여 초음파 센서의 반사현상이 최소화 되도록 하였고 효율성을 향상시켰다.

$$l_{t,i} = l_{t-1,i} + s * NRF * Sensor\_Model(x_i, z_i)$$

$$l_{t,i} = \log \frac{p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})}{1 - p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})} \tag{식 2}$$

식 2에서  $l_{t,i}$ 는  $t$ 스텝에서의  $i$ 번째 격자의 점유확률에 대한 odds 형태의 수식을 log로 취한 것이다. 또한  $s$ 는 확률의 갱신 민감도를 나타내며  $i$ 번째 격자의 위치가 점유지역인지 비점유지역인지에 따라 부호가 바뀐다. NRF는 2.3에서 구한 초음파 센서 데이터의 형상 인지 지수를 나타낸다. Sensor\_Model은 [8]에서 사용된 간단한 형태의 센서 모델을

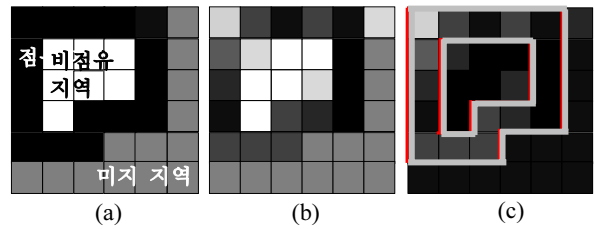


그림 6. (a)실제 환경의 바이너리 지도, (b)평가하고자 하는 확률 격자 지도, (c)바이너리 지도와 확률 격자 지도를 교합하고 난 후의 복원율을 나타내는 지도

사용함으로써 센서로부터의 거리와 각도에 따른 확률을 부여하였다.  $p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})$ 는  $i$ 번째 격자의 점유 확률을 나타내며  $z$ 는 초음파 데이터의 측정값을,  $x$ 는 로봇의 위치를 의미한다.

3.3 확률 격자 지도 복원율 평가법

확률 격자 지도를 정량적으로 평가하려는 시도는 지금까지 거의 시도되지 않았다. 하지만 격자지도에 대한 질을 상대적으로 평가하기 위해서는 합당한 비교 및 평가법이 필요하다. 본 논문에서는 확률 격자 지도의 결과를 평가하기 위해 실제 환경 형상의 바이너리 지도를 이용한 지도의 복원율을 계산하는 방법을 제안한다. 그림 6(a)에서와 같이 점유 지역, 비점유 지역, 그리고 미지 지역의 세가지 종류의 지역으로 나누어진 실제 환경에 대한 바이너리 지도를 고려한다. 점유 지역은 초음파 센서에 의해 확실하게 거리 측정이 가능한 물체 표면 부분이 되고 그림에서는 점유확률 1을 나타내는 검은색 격자로 표현되었다. 비점유 지역은 확실히 초음파가 통과할 수 있는 열린 공간이 되고 그림에서는 점유확률 0을 나타내는 흰색 격자로 표현되었다. 또한 미지 지역은 실제로 초음파 센서에 의해 물체의 점유 여부를 확인 할 수 없는 영역이 되고 그림에서는 점유확률 0.5를 나타내는 회색 격자로 표현된다.

지도의 복원율은 그림 6(c)와 같이 그림 6(a)의 바이너리 지도와 그림 6(b)의 작성된 확률 격자 지도를 각 지역별로 아래와 같이 교합함으로써 예측할 수 있다.

$$RP_i = BM_i \times GM_i, \quad i\text{격자가점유지역에있을 경우}$$

$$RP_i = 1 - GM_i, \quad i\text{격자가비점유지역에있을 경우}$$

$$RP_i = 1 - |BM_i - GM_i| \times 2, \quad i\text{격자가미지지역에있을 경우}$$
(3)

식 3에서  $RP_i$ (Reproduction Probability)는  $i$ 격자의 복원율을,  $BM_i$ (Binary Map)은 실제 환경에 대한 바이너리 지도를, 그리고  $GM_i$ (Grip Map)은 평가하고자 하는 확률 격자 지도를 의미한다. 결국 확률 격자 지도의 전체적인 복원율은 다음과 같다.

$$\text{복원율} = \frac{\sum_{i=1}^N RP_i}{N} \times 100 \quad (\text{식 4})$$

식 4에서 N는 확률 격자 지도의 전체 격자 개수이다. 식 3과 같이 점유지역뿐만 아니라 비점유지역이나 미지지역까지 지도를 평가함으로써 사실성 높은 복원율을 예측할 수 있다.

#### 4. 실험 결과 및 분석

##### 4.1 실험 조건

형상 인지 지수가 확률 격자 지도 작성에 미치는 영향을 알아보기 위해 3개의 방, 거실, 부엌 등으로 구성되어 있는 실제 가정환경에서 실험을 하였다. 그리고 초음파 데이터로부터 추출한 형상과 EKF 기반의 SLAM을 통하여 로봇의 위치를 추정하였다. 이동로봇은 Pioneer 3DX를 사용하였으며 12개의 하기소닉 초음파 센서가 장착된 초음파 센서 시스템을 사용하였다. 로봇의 직진 속도와 회전 속도는 대략 0.2m/s 와 15 deg/s 이다. 실험 장소는 대략 10m×10m 크기의 POSTECH 게스트 하우스이다. 로봇이 움직인 거리는 대략 305.99m였고 40여분의 시간이 소요되었다. 이동 로봇은 작업자가 수동으로 제어하여 움직였다. 이동 로봇이 움직이는 동안 초음파 센서 시스템은 평균 4Hz의 빠르기로 데이터를 수집하였다. 그림 7에서 보는 바와 같이 가는 실선은 내부 구동 모터의 엔코더 값만을 이용해 계산된 로봇의 이동 경로를 나타낸다. 반면 굵은 실선은 SLAM을 수행하여 갱신된 로봇의 이동 경로를 나타낸다. 결과에서 보듯이 로봇의 위치는 SLAM에 의해 잘 수렴되었음을 알 수 있다.

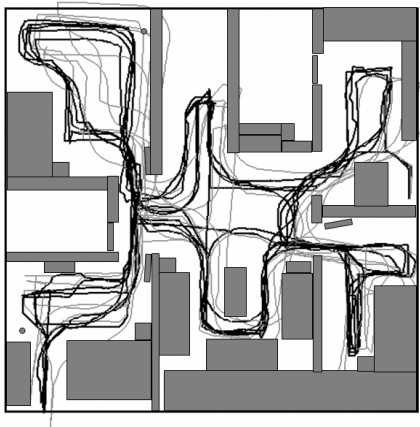


그림 7. 실험 환경과 항법 오차에 의한 이동 로봇의 경로, SLAM에 의해 갱신된 이동 로봇의 경로

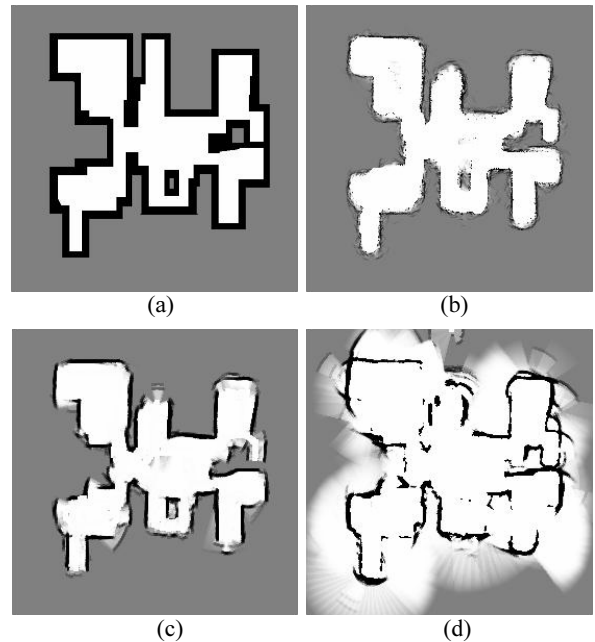


그림 8. (a)바이너리 지도, (b)선행 연구에 의한 확률격자 지도 결과, (c)형상 인지 지수를 사용한 확률 격자 지도 결과, (d)형상 인지 지수를 사용하지 않은 확률 격자 지도 결과

표 1. 격자지도에 따른 복원율

격자 지도 종류	그림 8(b)의 확률 격자 지도	그림 8(c)의 확률 격자 지도	그림 8(d)의 확률 격자 지도
전체 복원율(%)	90.725	92.286	57.26
점유지역 복원율(%)	42.44	57.55	36.45

##### 4.2 복원율 향상

그림 8(b)는 선행 연구에 의한 확률 격자 지도 결과를 보여준다. 반면 그림 8(c)는 형상 인지 지수를 사용하여 작성한 확률 격자 지도의 결과를 보여준다. 그림 8에 나타난 모든 격자 지도의 격자의 크기는 5cm×5cm이고 초음파 데이터는 3.5m 이하의 거리 데이터만 사용하였다. 형상 인지 지수 계산을 위해 6 개의 로봇 스텝에 해당하는 초음파 데이터를 저장해 사용하였고 0.67이상의 형상 인지 지수를 가진 초음파 데이터만 확률 격자 지도 작성에 참여시켰다. 그림 8(d)는 형상 인지 지수를 사용하지 않고 모든 초음파 데이터를 이용해 작성한 확률 격자 지도의 결과를 보여준다.

표 1에서 보듯이 본 논문에서 제안한 형상 인지 지수를 사용한 확률 격자 지도 그림 8(c)의 복원율은 기존 모델에

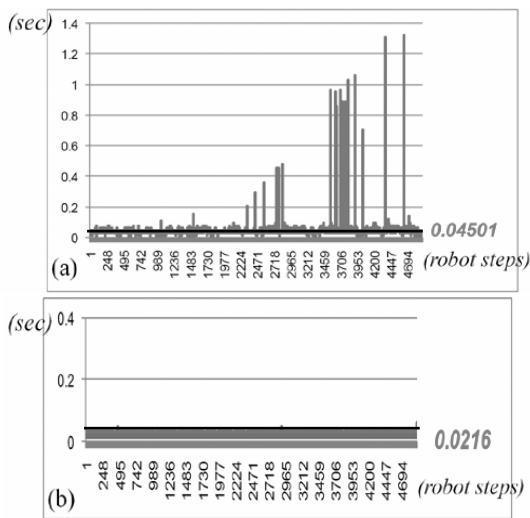


그림 9. (a)선행 연구에 의한 확률 격자 지도 결과, (b)형상 인지 지수를 사용한 확률 격자 지도 결과

의한 지도 그림 8(b)의 복원율 보다 향상되었음을 확인할 수 있다. 또한 점유지역만의 복원율을 비교해 보면 형상 인지 지수를 사용한 확률 격자 지도 그림 8(c)가 우월함을 알 수 있다. 반면 그림 8(d)에서 보듯이 확률 격자 지도 작성 시 초음파의 반사 현상을 고려하지 않고 모든 초음파 데이터를 사용하면 격자지도 작성이 실패하게 된다는 사실을 다시 한번 확인하였다.

### 4.3 효율성 증가

형상 인지 지수를 사용하여 확률 격자 지도를 작성하는 것은 복원율 측면뿐만 아니라 기존의 방법에 비해 계산법이 간단하기 때문에 계산 시간 측면에서도 성능이 향상된다. 그림 9에서 보는 바와 같이 기존 모델의 스텝당 평균 갱신 계산 시간은 0.04501초인 반면 형상 인지 지수를 사용한 갱신 모델의 스텝당 평균 갱신 계산 시간은 0.0216초로 기존 모델에 비해 약 두 배 정도로 계산 속도가 향상되었다. 격자의 확률을 갱신하는 계산 속도가 향상됨으로써 효율성이 증가하고 이동 로봇이 주행함에 있어 프로그램의 실시간성에 도움을 줄 수 있게 된다.

## 5. 고 찰

본 논문에서는 선행 연구에서 개발된 모델에 의한 확률 격자 지도와 본 논문에서 제안된 형상 인지 지수를 사용한 확률 격자 지도를 비교하였다. 이와 같이 두 결과를 분석함으로써 제안된 방법을 통한 확률 격자 지도 작성법이 얼마나 초음파의 단점인 반사 현상에 의한 영향을 최소화

시켰으며 효율성을 향상시켰는지를 확인할 수 있었다.

추후엔 본 논문에서 제안된 방법으로 작성된 확률 격자 지도와 초음파 데이터로부터 추출된 선이나 점과 같은 형상들로 구성된 형상 지도를 상호 교합하여 더 향상된 확률 격자 지도와 형상기반 지도를 얻고자 한다. 같은 환경에 대한 정보이지만 서로 다른 형태의 표현 정보를 공유함으로써 각각의 단점을 보완하고 지도의 질을 더욱 향상시킬 수 있는 방법을 개발할 계획이다.

### 참 고 문 헌

- [1] J. D. Tardos, J. Neira, P. M. Newman, and J. J. Leonard, "Robust Mapping and Localization in Indoor Environments Using Sonar Data," *The Int. J. of Robotics Research*, Vol. 21(4), pp. 311-330, 2002.
- [2] O. Wijk and H. I. Christensen, "Triangulation-based fusion of sonar data with application in robot pose tracking," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 16(6), pp. 740-752, 2000.
- [3] A. Elfes and H. P. Moravec, "High resolution maps from wide angle sonar," *IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 116-121, 1985.
- [4] D.-W. Cho and H. P. Moravec, "A Bayesian Method for Certainty Grids," *AAAI Spring Symposium on Robot Navigation*, Stanford, CA, pp. 57-60, 1989.
- [5] J. H. Lim and D.-W. Cho, "Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation," *Transactions of ASME Journal of Dynamic System*, Vol. 116, pp. 512-520, 1994.
- [6] 이유철, 임종환, 조동우, "데이터 연관 필터를 이용한 자율이동로봇의 초음파지도 작성," *한국전기학회지*, Vol. 54D, No. 9, pp. 539-546, 2005년 9월.
- [7] B. J. Park, S.-J. Lee, J.-H. Lim, and D.-W. Cho, "Angular Uncertainty Reduction of Sonar Range Data for a Grid-based Map Building," *SICE-ICASE International Joint Conference 2006, BEXCO, Busan, Korea*, pp. 2010-2014, October, 2006.
- [8] D.-W. Cho, "Certainty Grid Representation for Robot Navigation by a Bayesian Method," *ROBOTICA*, Vol. 8, pp. 159-165, 1990.
- [9] J.-H. Lim, D.-W. Cho, "Multipath Bayesian Map Construction Model from Sonar Data," *ROBOTICA*, vol. 14, pp. 527-540, 1996.
- [10] 임종환, "초음파 센서를 이용한 자율이동로봇의 지도 형성 탐사 및 위치평가," *포항공과대학교 박사학위논문*, 1994.
- [11] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, "Probabilistic Robotics," *The MIT Press*, 2005.
- [12] S.-J. Lee, J.-H. Lim, D.-W. Cho, C. U. Kang, and W.



K. Chung, "Feature Based Map Building Using Sparse Sonar Data," IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 492-496, 2005.



**이 세 진**

- 2003 한양대학교 기계공학과 (공학사)
- 2005 포항공과대학교 기계공학과(공학석사)

2005~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정  
 관심분야: 이동 로봇, 초음파 센서, SLAM



**정 완 균**

- 1981 서울대학교 기계설계학과(공학사)
- 1983 한국과학기술원 기계공학과(공학석사)
- 1987 한국과학기술원 로봇공학과(공학박사)

1987~현재 포항공과대학교 기계공학과 정교수  
 관심분야: SLAM, Navigation, Underwater robots, Robust controller



**박 병 재**

- 2005 포항공과대학교 기계공학과(공학사)
- 2007 포항공과대학교 기계공학과(공학석사)

2007~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정  
 관심분야: 이동 로봇, SLAM, Autonomous navigation



**조 동 우**

- 1980 서울대학교 기계설계학과(공학사)
- 1982 서울대학교 기계공학과(공학석사)
- 1986 Wisconsin-Madison 기계공학과(공학박사)

1986~현재 포항공과대학교 기계공학과 정교수  
 관심분야: 이동 로봇, 초음파 센서, SLAM



**임 종 환**

- 1987 부산대학교 기계공학과 (공학사)
- 1989 포항공과대학교 기계공학과(공학석사)
- 1994 포항공과대학교 기계공학과(공학박사)

1994~현재 제주대학교 메카트로닉스공학과 정교수  
 관심분야: 이동 로봇, 초음파 센서, SLAM