

# 위상학적 공간 인식을 위한 효과적인 초음파 격자 지도 매칭 기법 개발

## Effective Sonar Grid map Matching for Topological Place Recognition

최진우<sup>1</sup>, 최민용<sup>1</sup>, 정완균<sup>1</sup>

Choi Jinwoo<sup>1</sup>, Choi Minyong<sup>1</sup>, Chung Wan Kyun<sup>1</sup>

**Abstract** This paper presents a method of sonar grid map matching for topological place recognition. The proposed method provides an effective rotation invariant grid map matching method. A template grid map is firstly extracted for reliable grid map matching by filtering noisy data in local grid map. Using the template grid map, the rotation invariant grid map matching is performed by Ring Projection Transformation. The rotation invariant grid map matching selects candidate locations which are regarded as representative point for each node. Then, the topological place recognition is achieved by calculating matching probability based on the candidate location. The matching probability is acquired by using both rotation invariant grid map matching and the matching of distance and angle vectors. The proposed method can provide a successful matching even under rotation changes between grid maps. Moreover, the matching probability gives a reliable result for topological place recognition. The performance of the proposed method is verified by experimental results in a real home environment.

**Keywords:** Grid map matching, Topological place recognition, Sonar sensors

### 1. 서론

위치 인식은 이동 로봇의 자율 주행과 효과적인 작업 수행을 위한 필수적인 기능이다. 로봇은 주어진 지도 상에서 자신의 위치를 인식할 수 있어야 작업 수행을 위한 다음 목적지를 선택할 수 있고, 경로를 생성할 수 있다. 위치 인식을 위해서는 로봇은 센서를 통해 인식한 정보와 미리 주어진 지도 정보를 매칭하여 로봇의 현재 위치를 인식할 수 있어야 한다. 이를 위해, Monte Carlo Localization(MCL)<sup>[1]</sup>과 Extended Kalman Filter(EKF)

<sup>[2,3]</sup> 기반의 위치 인식, 스캔 매칭<sup>[4]</sup> 기반의 위치 인식 기법들이 제안되어 왔다.

기존에 제안된 대부분의 위치 인식 기법들은 로봇의 위치를 하나의 기준 좌표계에 대해  $(x, y, \theta)$ 로 표현하는 기하학적 기법이 이용되어 왔다. 이러한 기하학적 표현 기반의 위치 인식 기법은 정확한 로봇의 위치가 요구되는 작업 수행에 용이하다. 하지만 인간이 위치를 인식하는 방법은 수치적인 표현보다는 공간 관계적인 위치 인식 기법이다. 특정 영역을 하나의 공간으로 인식함으로써 현재 위치를 공간 단위에서 인식하는 것이다. 이러한 방법을 로봇에 적용하기 위해서는 위상학적 공간 인식이 요구된다. 예를 들어, 가정 환경에서 구동하는 서비스 로봇의 위치를  $(x, y, \theta)$ 의 절대 수치로 표현하는 것도 필요하지만, 주방 혹은 침실 등의 공간 단위에서 인식하는 방법도 요구되는 것이다. 본 논문에서는 이러한 기하학적 표현 기반의 위치 인식과 위상학적 표현 기반의 공간 인식을 접목한 초음파 센서 격자 지도 기반의 위치 인식

Received: Apr. 6. 2011; Reviewed: May 11. 2011; Accepted: Jul. 6. 2011  
 ※ 본 논문은 지식경제부 '산업원천기술개발사업'의 일환인 "노약자를 위한 감성교감 및 이동보조 서비스 로봇 개발" 과제(10038574), 교육과학기술부와 한국연구재단의 <실감교류 인체감응술루선> 글로벌프런티어 연구개발사업(한국연구재단-M1AXA003-2010-0029748), 교육과학기술부와 한국연구재단의 도약 연구 지원 프로그램(R17-2008-021-01000-0), 한국과학기술원 국방무인화 기술 특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었음

<sup>1</sup> 포항공과대학교 기계공학과

기법을 제안한다.

제안된 방법과 관련된 기 개발된 위치 인식 기법은 다음과 같은 내용들이 있다. 기존의 공간 인식 기법들은 크게 거리 센서를 이용한 방법과 비전 센서를 이용한 방법으로 나누어질 수 있다. Mozos와 Burgard는 레이저 거리 측정 센서를 이용해 공간의 특성을 추출하고 이를 AdaBoost 학습 알고리즘에 적용하여 공간 인식을 수행하였다<sup>5)</sup>. 위상학적 지도 상의 위치 인식을 위해 위상학적 지도의 에지 정보를 이용한 웨이블릿(wavelet) 변환이 이용되기도 하였다<sup>6)</sup>. Buschka와 Saffiotti는 격자 지도 정보의 2차 모멘트를 이용하여 공간의 넓이와 길이를 계산하고 이를 통해 위치 인식을 수행하였다<sup>7)</sup>. 이러한 방법과는 달리, 비전 시스템을 이용하여 어피어런스(appearance) 기반의 공간 인식 방법들<sup>8,9)</sup>도 제안되었으며, Pronobis는 영상 정보를 이용한 교사 학습을 통하여 시간, 기후 변화의 다양한 조건 속에서 적용 가능한 공간 인식 방법을 제안하였다<sup>10)</sup>.

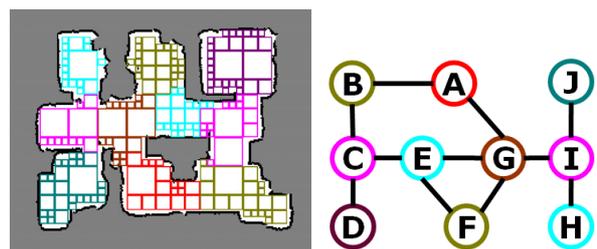
이러한 기존의 방법들은 비교적 성공적인 결과를 보이고 있으나, 본 논문에서 목표로 하는 초음파 센서 기반의 시스템에 적용하기 어려움이 있다. 일부 학습 알고리즘에 기반한 기법들은 센서 정보가 조밀하지 않은 초음파 센서에 적용하기 어렵다. 왜냐하면 초음파 센서는 비전 혹은 레이저 센서와 달리 한 번에 많은 정보를 획득하기 어렵기 때문이다. 뿐만 아니라 정확한 레이저 센서에 적합하게 개발된 알고리즘은 부정확한 초음파 센서 정보에 적용하기 어렵다. 초음파 센서는 넓은 입사각으로 인한 부정확성이 크기 때문이다. 또한 기존의 일부 연구는 복도 환경과 같이 위상학적 모델로 표현되기 쉬운 특정 환경에 적합한 알고리즘으로 가정 환경 혹은 그 외의 다양한 환경에서 일반적으로 적용되기 어렵다.

본 논문은 앞에서 언급된 기존의 방법들과 달리, 초음파 센서만을 이용하여 가정 환경에서 안정적으로 구현 가능한 공간 인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 격자 지도 매칭에 기반한 방법으로, 로봇이 현재 위치에서 작성한 초음파와 격자 지도를 미리 주어진 전체 환경의 격자 지도와 매칭하여 지도 상에서 자신의 위치를 인식한다. 이를 위해 전체 환경에 대한 지도 정보는 그림 1과 같이 격자 지도 정보와 이를 통해 얻어진 위상학적 그래프 모델로 주어졌다고 가정한다. 위상학적 그래프 모델은 전체 격자 지도를 세부 영역들로 나누고, 각 세부 영역을 노드로 인식하여 작성된다. 그 과정은 참고문헌을 통

해 확인할 수 있다<sup>11)</sup>.

제안된 방법은 세 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 초음파와 격자 지도 상에 존재하는 잡음(noise) 정보를 제거하고 격자 지도 매칭에 이용될 신뢰할 만한 부분을 추출하는 템플릿 격자 지도 추출이다. 두 번째 단계에서는 추출된 템플릿 격자 지도를 이용한 회전 불변 격자 지도 매칭을 통해 각 노드에서 후보(candidate) 위치를 얻는다. 마지막으로 선택된 후보 위치에 대한 거리 벡터와 각도 벡터를 정의하고 거리 및 각도 벡터 매칭을 수행한다. 이러한 세 단계의 과정을 통해 위상학적 지도 상에서 로봇의 공간 인식이 수행되며 그 결과는 각 노드에 대한 확률 값으로 표현된다. 제안된 방법은 초음파 센서의 부정확성을 극복할 수 있도록 함과 동시에 체계적인 격자 지도 매칭 기법을 제안함으로써, 저가의 초음파 센서를 이용한 이동 로봇의 응용 기술에 효과적으로 적용 가능한 공간 인식 기법이 될 수 있다.

본 논문에서 제안된 방법은 우리의 기존 방법을 기본으로 개발되었다<sup>11)</sup>. 하지만 기존의 방법은 템플릿 격자 지도 추출 및 격자 지도 매칭이 회전 불변(rotation invariant) 격자 지도 매칭에 적합하지 않은 부분이 있다. 또한 두 격자 지도의 각도 차이를 고려하기 위해 모든 각도에 대한 탐색이 요구된다. 이와 달리 본 논문에서 제안된 방법은 기존의 방법을 보완하여 더욱 강인하고 특징적인(salient) 공간 인식 결과를 제공한다. 먼저 회전 불변 격자 지도 매칭에 적합한 템플릿 격자 지도 추출을 위해 점유 격자뿐 아니라 비점유 격자에 대한 격자 신뢰도를 함께 이용하였고, 신뢰도 높은 격자들이 격자 지도 매칭에 사용 가능하도록 하였다. 또한 기존에 사용되던 거리 벡터와 함께 각도 벡터를 추가적으로 정의하여 사용함으로써 더욱 특징적인 결과를 얻을 수 있다. 마지막으로 거리 및 각도 벡터의 매칭을 위해 격자 지도 상의



(a) 전체 환경에 대한 격자 지도

(b) 위상학적 모델

그림 1. 위치 인식을 위해 주어진 지도 정보

connected component를 이용함으로 모든 각도에 대한 소모적인 탐색을 수행하던 기존의 방법을 개선하여 효과적인 매칭이 가능하도록 하였다. 이러한 과정들을 통해 본 논문에서 제안된 방법은 위상학적 공간 인식을 위한 효과적인 초음파 격자 지도 매칭 기법을 제공한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 부정확한 지역 격자 지도로부터 템플릿 격자 지도 추출 방법을 설명한다. 3장에서는 회전 불변 격자 지도 매칭을 통한 후보 위치 선택을 설명하며, 4장은 거리 및 각도 벡터 매칭을 설명한다. 5장은 실험 결과를 보이며, 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. Template 격자 지도 추출

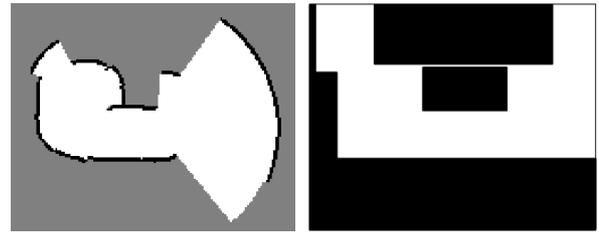
제안된 공간 인식 기법은 초음파 격자 지도 매칭을 이용한다. 로봇은 로봇의 현 위치 주변에 대한 지역 격자 지도를 작성하고 이를 전체 환경 모델과 매칭하게 된다. 그러나, 로봇의 현 위치 주변에서 작성된 지역 격자 지도는 충분한 센서 정보가 누락되지 못한 영역이 존재한다(그림 2). 이러한 부분은 환경에 대한 부정확한 정보를 제공하여 격자 지도 매칭 성능을 저하시키게 된다. 따라서, 격자 지도 매칭 기법을 제안하기에 앞서 안정적인 격자 지도 매칭을 위해 부정확한 정보를 제거한 템플릿 격자 지도 추출 방법을 제안한다.

템플릿 격자 지도 추출을 위해서는 지역 격자 지도의 모든 격자에 대한 신뢰도가 이용된다. 격자 지도 상의 격자  $(x, y)$ 에 대한 신뢰도는 해당 격자를 센서 인식 범위에 포함하는 모든 센서 데이터의 음압 모델로부터 결정된다.

$$Conf(x,y) = \sum_{s \in S_{xy}} P_s(r,\theta) \quad (1)$$

여기에서  $s$ 는 각 센서 정보를 의미하고,  $S_{xy}$ 는 해당 격자  $(x, y)$ 를 센서 인식 범위에 포함하는 모든 센서 정보를 의미한다. 또한  $P_s$ 는 초음파 센서의 음압 모델로, 초음파 센서 송신부로부터 해당 격자까지의 상대 거리  $r$  과 상대 각도  $\theta$ 에 의해 정의된다<sup>[11, 12]</sup>.

위와 같이 정의된 신뢰도를 이용하여 지역 격자 지도 상의 각 격자에 대한 신뢰도를 평가할 수 있다. 앞에서 언급한 바와 같이 본 논문에서는 기존의 점유 격자에 대해서만 이용되었던 격자 신뢰도 정보를 비점유 격자에 까지 함께 적용하였다. 이 신뢰도는 점유 격자와 비점유

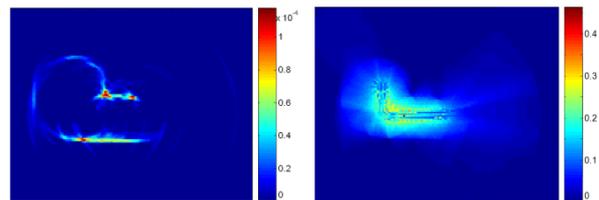


(a) 지역 격자 지도 (b) 실제 환경 정보

그림 2. 부정확한 지역 격자 정보

격자에 대해 각각 따로 얻어지게 된다. 그림 3은 지역 격자 지도의 점유 격자와 비점유 격자의 신뢰도를 보여준다. 그림에서 보이는 바와 같이 지역 격자 지도의 부정확한 영역은 신뢰도가 낮게 얻어진다. 반대로, 실제 환경 정보와 일치되는 격자들에 대한 신뢰도는 상대적으로 높게 얻어진다. 이렇게 얻어진 신뢰도를 이용하여 상대적으로 신뢰도가 높은 영역만을 추출하여 템플릿 격자 지도를 얻는다. 이 때, 템플릿 격자 지도는 효과적인 회전 불변 격자 지도 매칭을 위해 정사각형 모양으로 추출된다. 또한, 신뢰도가 높은 격자들이 템플릿 격자 지도의 내접원 내부에 포함될 수 있도록 한다. 이는 효과적인 회전 불변 격자 지도 매칭을 위함으로, 회전 불변 매칭에서 정사각형 템플릿 격자 지도의 모든 격자 정보가 매칭에 사용되지 않고, 내접원 내부의 격자 정보만이 매칭에 사용되기 때문이다.

그림 4는 그림 2(a)의 지역 격자 지도로부터 추출된 템플릿 격자 지도를 보여준다. 그림에서 보이는 바와 같이, 부정확한 영역은 대부분 제거되고 상대적으로 정확



(a) 점유 격자의 신뢰도 (b) 비점유 격자의 신뢰도

그림 3. 격자의 신뢰도



그림 4. 추출된 템플릿 격자 지도

한 영역 만이 추출된 것을 확인할 수 있다. 이러한 과정을 통해 얻어진 템플릿 격자 지도는 위치 인식 수행을 위한 격자 지도 매칭에 이용된다.

### 3. 회전 불변 격자 지도 매칭

본 장에서는 위상학적 위치 인식을 위한 격자 지도 매칭 방법을 설명한다. 제안된 방법은 회전 불변 매칭을 통해 두 격자 지도의 각도 차이에 영향을 받지 않도록 한다. 이를 위해 Ring Projection Transformation (RPT) 이 이용된다.

RPT는 2차원의 이미지 정보를 1차원의 벡터로 변환하는 기법이다<sup>[13]</sup>. 그림 5와 같이 안쪽 반지름이  $r_s$ 이고 바깥쪽 반지름이  $r_s+1$ 인 도넛 형태의 영역에 대한 정보를 모두 합하여 RPT 벡터의 성분인  $P(r_s)$ 에 저장하게 된다. 이렇게 되면, 해당 벡터 정보는 회전 불변한 특성을 갖게 된다. RPT를 격자 지도 정보  $m(x,y)$ 에 적용하게 되면,  $P(r_s)$ 는 해당 도넛 형태 영역 내 전체 격자 수 대비 점유 격자 수로 정의될 수 있다(2).

$$P(r) = \frac{1}{S_r} \sum_{r_{xy} \in [r, r+1]} m(x,y) \quad (2)$$

식 (2)에서  $r$ 은 0에서  $R$ 까지의 정수이고,  $S_r$ 은 안쪽 반지름이  $r$ 이고 바깥쪽 반지름이  $r+1$ 인 도넛 형태 영역 내의 전체 격자 수이고,  $r_{xy}$ 는 기준점으로부터의 거리이다. 이 때 RPT 벡터 작성을 위한 기준점은 템플릿 격자 지도의 중심으로 결정되며, RPT 벡터의 크기( $R$ )는 템플릿 격자 지도 폭의 1/2로 결정된다.

RPT 벡터를 이용한 격자 지도 매칭은 주어진 지도 정보의 RPT 벡터들과 템플릿 격자 지도의 RPT 벡터의 비교를 통해 이루어 진다. 주어진 지도 상의 각 격자들로

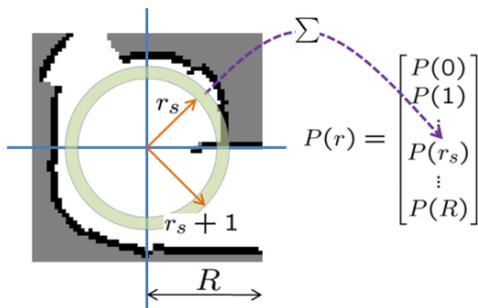


그림 5. Ring Projection Transformation

부터 템플릿 격자 지도에서 얻어진 RPT 벡터와 동일한 크기의 RPT 벡터를 얻는다. 이렇게 얻어진 RPT 벡터들 간의 매칭을 위해 두 벡터 간의 normalized correlation을 구한다.

$$\rho(x,y) = \frac{\sum_{r=0}^R \{P_T(r) - \mu_T\} \{P_{XY}(r) - \mu_{XY}\}}{(\sum_{r=0}^R \{P_T(r) - \mu_T\} \sum_{r=0}^R \{P_{XY}(r) - \mu_{XY}\})^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

여기에서  $P_T(r)$ 은 템플릿 격자 지도로부터 얻어진 RPT 벡터,  $P_{XY}(r)$ 은 주어진 지도 정보의 격자  $(x,y)$ 로부터 얻어진 RPT 벡터, 그리고  $\mu_T$ 와  $\mu_{XY}$ 은 각 RPT 벡터 전체 값의 평균 값이다. 이렇게 얻어지는 normalized correlation 값은 0에서 1사이의 값을 가지며, 격자 지도의 매칭 정도를 표현해준다. 그 값이 클수록 해당 위치와 현재의 템플릿 격자 지도가 잘 매칭됨을 의미한다.

RPT 벡터를 이용한 격자 지도 매칭을 이용하여 각 세부 영역(노드)에서의 후보 위치를 선택한다. 후보 위치는 각 세부 영역 내에서 가장 큰 normalized correlation 값을 가지는 위치가 선택되며, 이는 각 세부 영역 내에서 현재의 템플릿 격자 지도와 가장 유사한 지점이다. 이렇게 선택된 후보 위치는 격자 지도 매칭을 위한 해당 세부 영역의 대표점이 되어 공간 인식 확률 값들이 이 지점들로부터 계산된다.

### 4. 공간 인식 확률 계산

RPT 기반의 격자 지도 매칭은 각 세부 영역 내에서 템플릿 격자 지도와 가장 유사한 지점을 선택한다. 매칭 과정 중 얻어진 결과로부터 각 후보 위치들의 normalized correlation( $\rho$ ) 값을 공간 인식의 확률로 이용할 수 있다. 하지만 RPT는 데이터 변환 과정에서 많은 정보가 손실되어 그 결과가 특징적이지 못한 단점이 있다. 본 논문에서는 이를 보완하여 특징적인 공간 인식 결과를 얻기 위해 거리 벡터와 각도 벡터를 정의하며 이를 격자 지도 매칭에 이용한다. 제안된 방법은 기존의 방법<sup>[12]</sup>에서 사용되던 거리 벡터와 함께 각도 벡터를 동시에 사용함으로써 더욱 특징적인 결과를 얻을 수 있도록 한다. 또한 효과적인 거리 및 각도 벡터의 매칭을 위해 격자 지도 상의 connected component를 이용하여 전체 각도에 대한 소모적인 탐색 과정을 배제한다.

거리 벡터는 360×1 크기의 벡터로, 모든 방향으로 장

애물(점유 격자)까지의 최단거리로 정의된다 (그림 6). 템플릿 격자 지도에 대한 거리 벡터는 RPT 벡터의 경우와 같이 템플릿 격자 지도의 중심점  $(x_c, y_c)$ 에 대해 얻어진다(4).

$$D_T(\theta) = \text{minDist}(\text{Occ}_T \text{ from } (x_c, y_c) \text{ in } \theta \text{ direction}) \quad (4)$$

여기에서  $\text{Occ}_T$ 는 템플릿 격자 지도 상의 모든 점유 격자들을 의미한다. 같은 방법으로 선택된 각 노드의 후보 위치들로부터 거리 벡터를 얻는다(5).

$$D_i(\theta) = \text{minDist}(\text{Occ}_M \text{ from } (x_i, y_i) \text{ in } \theta \text{ direction}) \quad (5)$$

여기에서  $\text{Occ}_M$ 은 지도 정보로 주어진 격자 지도 상의 모든 점유 격자들을 의미하며,  $(x_i, y_i)$ 는  $i$ 번째 노드에서 선택된 후보 위치이다.

이와 유사하게, 각도 벡터  $A(\theta)$ 는  $360 \times 1$  크기의 벡터로 정의되며 각 성분의 값은 0 또는 1을 가진다. 이 각도 벡터의 값은 각 방향에 대한 장애물의 존재 여부를 나타낸다. 다시 말해, 각 방향에 대해 중심점으로부터 반지름이  $R$ 인 원 영역 내에 장애물이 존재하면, 1을 가지게 되며 장애물이 존재하지 않으면 0을 갖게 된다. 이 때  $R$ 은 템플릿 격자 지도 폭의 1/2 값으로 RPT 벡터의 크기와 동일한 값이다.

얻어진 거리 벡터와 각도 벡터의 매칭을 위해서는 템플릿 격자 지도와 주어진 격자 지도 사이의 각도 차이를 고려해야 한다. 각도 차이를 고려하기 위한 가장 기본적인 방법은 하나의 벡터를  $1 \sim 360^\circ$ 까지 회전시키며 두 벡터의 차이가 가장 최소가 되는 회전 각도를 찾는 것이다<sup>[11]</sup>. 하지만, 이 방법은 매우 비효율적이고 많은 계산량을 요구한다.

본 논문에서는 두 격자 지도의 각도 차이를 고려하기

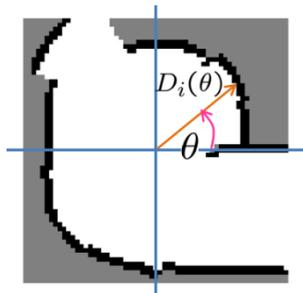


그림 6. 거리 벡터

위해 격자 지도 상의 connected component (CC)를 이용하였다. CC는 격자 지도 상에서 서로 연결된 점유 격자들의 조합을 의미한다 (그림 7(a)). 먼저 템플릿 격자 지도에서 CC들을 얻고 이들 중 가장 길이가 긴 CC를 얻어 이에 해당되는 각도 영역을 구한다(그림 7(b)). 다음으로 동일한 과정을 각 노드에서 선택된 후보 위치들에 대해 적용하여 각 후보 위치에서 얻어진 최대 길이의 CC에 대한 각도 영역을 얻는다. 이렇게 얻어진 두 각도 영역이 겹칠 수 있는 회전 각도 범위를 얻음으로 두 격자 지도의 매칭을 위한 회전 범위를 한정시킬 수 있다. 위 과정을 통해 회전 범위를 한정시킴으로 두 격자 지도의 각도 차이를 효과적으로 고려할 수 있을 뿐만 아니라, 더욱 체계적인 매칭이 가능하도록 한다.

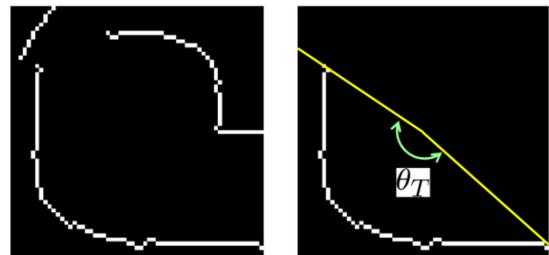
얻어진 회전 범위를 이용한 거리 벡터와 각도 벡터의 차이는 아래와 같이 얻어진다.

$$\Delta DA_i = \underset{\theta_c}{\text{argmin}} \sum_{\theta=1}^{360} |D_T(\theta) - D_i(\theta - \theta_c)| \times \sum_{\theta=1}^{360} |A_T(\theta) - A_i(\theta - \theta_c)| \quad (6)$$

여기에서  $\theta_c$ 는 최대 길이의 CC를 이용해 얻어진 회전 범위 내에서 결정된다.  $\Delta DA_i$ 는  $i$ 번째 노드의 거리 및 각도 벡터와 템플릿 격자 지도의 거리 및 각도 벡터 사이의 차이를 나타낸다.  $\Delta DA$ 를 이용한 각 노드에 대한 매칭 확률은 다음과 같이 얻어진다.

$$P_{DA}(i) = \frac{1/\Delta DA_i}{\sum_{j=1}^k 1/\Delta DA_j} \quad (7)$$

여기에서  $k$ 는 주어진 지도 정보에서 전체 노드 수를 의미한다.



(a) Connected components (b) 최대 길이의 C.C.

그림 7. 거리 벡터 매칭을 위한 connected components

최종적으로, 공간 인식을 위한 각 노드의 확률 값은 거리 및 각도 벡터 매칭 정보와 RPT 벡터 매칭 결과 모두를 이용하여 얻어진다.

$$P_{match}(i) = P_{DA}(i) \times \rho(x_i, y_i) \quad (8)$$

여기에서  $(x_i, y_i)$ 는  $i$ 번째 노드의 후보 위치이고,  $\rho(x_i, y_i)$ 는 해당 위치에서 얻어진 RPT 매칭 결과이다.

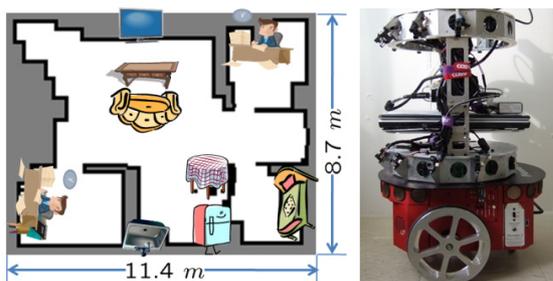
이렇게 얻어진 결과는 로봇의 위치를 각 노드 단위에서의 확률 값으로 표현해 준다. 확률 값이 가장 큰 노드가 로봇이 현재 속한 공간일 가능성이 가장 큰 것이다.

### 5. 실험 결과

본 장은 제안된 공간 인식 기법의 성능 검증을 위한 실험 결과를 보여준다. 실험은 가정 환경(그림 8(a))에서 12개의 MURATA 초음파 센서가 장착된 PIONEER-DX3(그림 8(b)) 로봇을 이용하여 수행되었다. 환경에 대한 지도는 그림 1의 격자 지도 정보와 위상학적 모델로 주어졌다. 주어진 지도 상에서 전체 환경은 10개의 세부 영역으로 표현되어 있다. 따라서, 위치 인식의 결과는 10개의 세부 영역(노드)에 대한 확률 값으로 표현된다.

공간 인식의 실험을 위해 로봇은 임의의 다섯 노드에서 약 2m 길이의 경로를 주행하며 지역 격자 지도를 작성하고 공간 인식을 수행하였다(그림 9). 이들 중, 노드 A에서 작성된 지역 격자 지도가 앞 장들에서 알고리즘 설명을 위해 사용된 지역 격자 지도이다. 그림 4의 템플릿 격자 지도를 이용해 얻어진 10개의 후보 위치에 대한 결과는 그림 10과 같다.

그림 11은 전체 다섯 경우에 대한 격자 지도 매칭 및 공간 인식 확률 값을 보여준다. 그림 11(a)에서 보이는 바와 같이, 그림 10의 전체 10개의 후보 위치들 중 정확



(a) 실험 환경 (b) 실험용 로봇

그림 8. 실험 환경 및 실험용 로봇

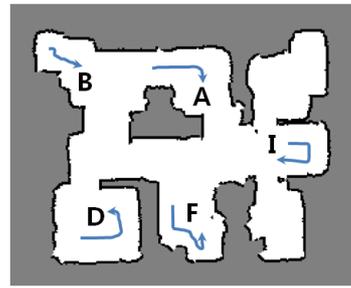


그림 9. 실험을 위한 로봇의 주행 경로

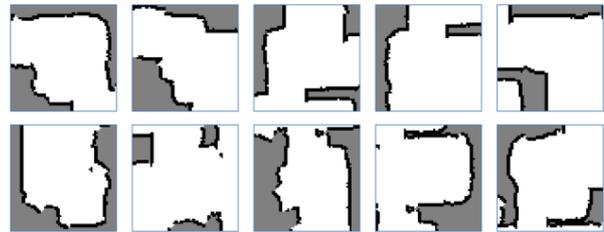


그림 10. 노드 A 지역 격자 지도에 대한 후보 위치들

한 위치인 노드 A의 후보 위치에서 가장 높은 공간 인식 확률 값을 보여준다. 이 외의 모든 경우들에서도 제안된 방법은 효과적인 부정확한 데이터 제거를 통한 템플릿 격자 지도 추출 및 성공적인 격자 지도 매칭 결과를 보여준다. 격자 지도 매칭은 두 격자 지도 사이의 회전 변화에도 불구하고 정확하고 특징적인 결과를 보여주고 있다. 실험 결과의 공간 인식 결과를 통해 실제 로봇이 속한 공간에 대한 확률 값이 가장 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 제안된 초음파 격자 지도 매칭 기반의 공간 인식 방법이 안정적인 결과를 제공하는 것을 보여준다.

표 1은 제안된 방법의 성능을 기존 방법<sup>[11]</sup>과 비교하여 검증해 준다. 표 1의 값은 각 노드에서 얻어진 결과 중 실제 로봇이 속한 노드의 확률 값을 보여준다. 결과에서 보이는 바와 같이, 제안된 방법은 5개의 모든 노드에서 기존의 방법보다 실제 노드의 확률 값이 크게 얻어진 것을 확인할 수 있다. 이 결과는 제안된 방법이 기존의 방법보다 더욱 특징적이고 강인한 위치인식 결과를 보여줄 것을 검증해 준다.

### 6. 결론

본 논문은 초음파 격자 지도 매칭을 이용한 위상학적 공간 인식 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 부정확한 초음파 센서의 데이터를 효과적이고 체계적으로 처리하

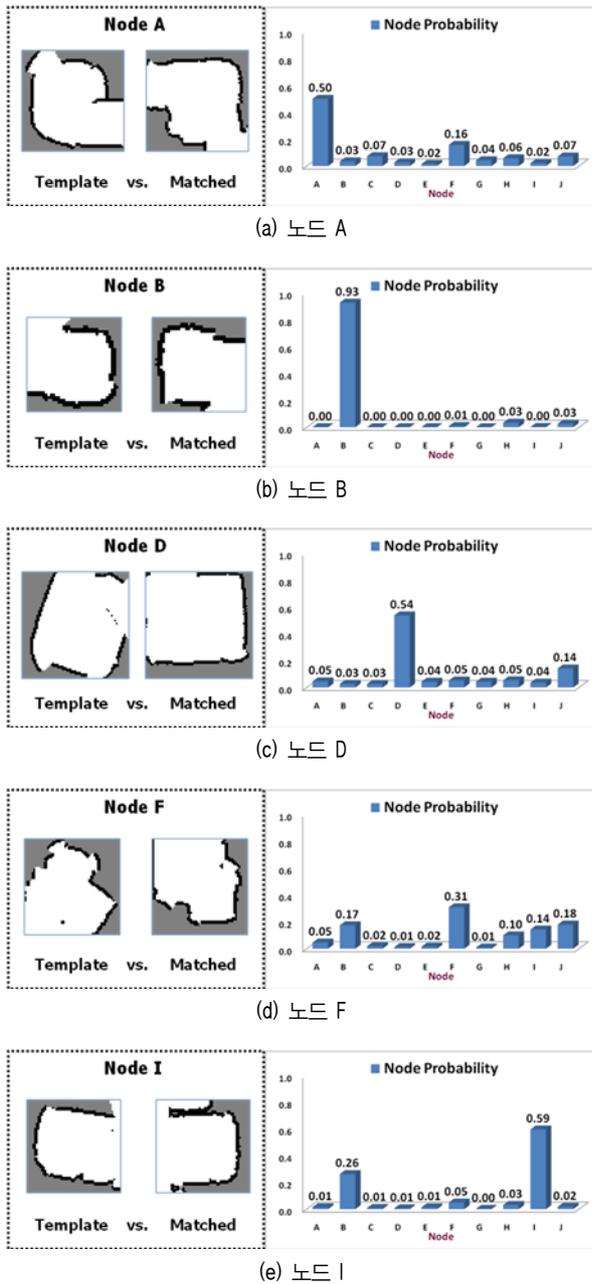


그림 11. 격자 지도 매칭 및 공간 인식 결과

표 1. 실제 노드의 확률값

	노드 A	노드 B	노드 D	노드 F	노드 I
기존 방법 <sup>[11]</sup>	0.17	0.52	0.36	0.17	0.21
제안 방법	0.50	0.93	0.54	0.31	0.59

여 안정적인 공간 인식 결과를 제공한다.

본 논문의 기여하는 바는 다음과 같다. 1) 초음파 센서의 부정확성 극복을 위해 초음파 음압 모델을 이용한

템플릿 격자 지도 추출 방법을 제안한다. 격자들의 신뢰도 측정을 통해 부정확한 격자 지도 정보들이 효과적으로 제거될 수 있다. 2) 제안된 방법은 두 격자 지도의 각도 차이를 극복하여 강인한 회전 불변 격자 지도 매칭이 가능하도록 한다. 3) Ring Projection Transformation과 거리 및 각도 벡터들을 동시에 활용한 격자 지도 매칭을 기반으로 안정적인 공간 인식 결과를 확률적으로 제공한다. 이러한 과정을 통해 수행된 결과는 로봇의 위치를 로봇이 속한 노드의 확률 값으로 표현해 줌으로 성공적인 공간 인식이 가능하다.

제안된 방법은 실험을 통해 검증되었으며, 이 결과는 제안된 기법이 실제 가정 환경에서 적용 가능함을 증명한다.

참고문헌

- [1] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert, "Robust Monte Carlo localization for mobile robots," *Artificial Intelligence*, Vol.128, No.1-2, pp.99-141, 2001.
- [2] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Mobile robot localization by tracking geometric beacons," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol.7, No.3, pp.376-382, 1991.
- [3] 강한구, 윤재오, 이지홍, "선택적 Anchors 기반 Indoor GPS 및 EKF를 이용한 이동 로봇 위치 추정," *한국로봇학회 논문지*, 제6권, 1호, pp.58-68, 2011.
- [4] J.-S. Gutmann and K. Konolige, "Incremental Mapping of Large Cyclic Environments," In *Proc. of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp.318-325, 1999.
- [5] O. M. Mozos and W. Burgard, "Supervised learning of topological maps using semantic information extracted from range data", in *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.2772-2777, 2006.
- [6] N. L. Doh, N. Cho, K. Lee, J. Lee, W. K. Chung and S. R. Oh, "A Systematic Representation of Edges in Topological Maps for

- Mobile Robots using Wavelet Transformation”, in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2833-2838, 2005.
- [7] P. Buschka and A. Saffiotti, “A Virtual Sensor for Room Detection”, in Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.637-642, 2002.
- [8] I. Ulrich and B. Krose, “Appearance-Based Place Recognition for Topological Localization”, in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1023-1029, 2000.
- [9] 박영빈, 서일홍, 최병욱, “실제 실내 환경에서 이동로봇의 위상학적 위치 추정,” 한국로봇학회 논문지, 제4권, 1호, pp.25-33, 2009.
- [10] A. Pronobis, B. Caputo, P. Jensfelt and H.I. Christensen, “A Discriminative Approach to Robust Visual Place Recognition”, in Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3829-3836, 2006.
- [11] J. Choi, M. Choi, S. Y. Nam and W. K. Chung, “Autonomous topological modeling of a home environment and topological localization using a sonar grid map”, Autonomous Robots, Vol.30, No.4, pp.351-368, 2011.
- [12] L. Kleeman and R. Kuc, “Sonar sensing”, in Handbook on Robotics, edited by B. Siciliano and O. Khatib, Springer, 2008.
- [13] Y. Lin, C. Chen, and C. Wei, “New Method for Subpixel Image Matching with Rotation Invariance by Combining the Parametric Template Method and The Ring Projection Transform Process”, Optical Engineering, Vol.45, No.6, pp.067202(1-9), 2006.



**최민웅**

2003 포항공과대학교 기계공학과 (학사)  
 2005 포항공과대학교 기계공학과 (석사)  
 2005~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

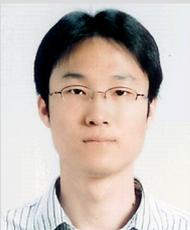
관심분야 : State estimation, Localization



**정완균**

1981 서울대학교 기계설계학 (학사)  
 1983 한국과학기술원 기계공학(석사)  
 1987 한국과학기술원 로봇공학(박사)

1987~1993 포항공과대학교 기계공학과 조교수  
 1988 CMU 방문 교수  
 1995 U.C. Berkeley visiting scholar  
 1993~2000 포항공과대학교 기계공학과 부교수  
 2000~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수  
 관심분야 : SLAM, Navigation, Underwater robots, Surgical robots, Robust controller



**최진우**

2003 포항공과대학교 기계공학과 (학사)  
 2005 포항공과대학교 기계공학과 (석사)  
 2005~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

관심분야 : Mapping, Localization