

# 대칭모형 기반 SLAM : M-SLAM

## Symmetrical model based SLAM : M-SLAM

오정석 · 심귀보\*

Jung-Suk Oh and Kwee-Bo Sim\*

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

미지의 영역에서 작업을 수행하고자 하는 이동로봇은 주변의 지도가 없을 뿐만 아니라 자신의 위치도 알 수 없다. 이러한 환경의 극복을 위해 가장 많이 쓰이는 방법이 SLAM(Simultaneous Localization And Mapping)이다. SLAM 분야에서 가장 많이 쓰이는 방법은 EKF (Extended Kalman Filter) 기반의 SLAM이다. 최적의 센서 융합 기법이지만 odometric error 등을 보상하기 위해서는 복잡한 과정이 점차 증가하게 된다. 사람은 SLAM 방식을 이용하여 낯선 장소에서 마음속의 지도를 쉽게 작성하지만 로봇의 경우 SLAM을 수행하는 것은 매우 어렵고 시간이 오래 걸린다는 단점이 생기는 것이다. 이러한 단점의 보완을 위하여 본 논문에서는 대칭모형 SLAM(M-SLAM)을 제안한다. M-SLAM은 대칭에 사용할 모형을 미리 정하고 센서로 받아들인 데이터를 모형과 비교하여 대칭된 모형을 맵에 적용시켜서 작업의 양을 줄이는 방법이다. M-SLAM은 적은 특징점을 이용하여 선택된 대칭 도형과의 유사성 판별을 이용하는 방법이므로 특징점이 적은 거리 센서에 사용하기 적합한 특성을 가지고 있다고 할 수 있다. 특징점이 적어도 된다는 장점은 SLAM의 시간을 크게 줄여 줄 수 있다.

**키워드** : SLAM 알고리즘, 대칭모형, 센서, 이동 로봇

### Abstract

The mobile robot which accomplishes a work in explored region does not know location information of surroundings. Traditionally, simultaneous localization and mapping(SLAM) algorithms solve the localization and mapping problem in explored regions. Among the several SLAM algorithms, the EKF (Extended Kalman Filter) based SLAM is the scheme most widely used. The EKF is the optimal sensor fusion method which has been used for a long time. The odometric error caused by an encoder can be compensated by an EKF, which fuses different types of sensor data with weights proportional to the uncertainty of each sensor. In many cases the EKF based SLAM requires artificially installed features, which causes difficulty in actual implementation. Moreover, the computational complexity involved in an EKF increases as the number of features increases. And SLAM is a weak point of long operation time. Therefore, this paper presents a symmetrical model based SLAM algorithm(called M-SLAM).

**Key Words** : SLAM, Symmetrical Model, Sensor, Mobile Robot

## 1. 서 론

Simultaneous localization and mapping(SLAM)은 미지 환경을 주행하면서 로봇의 센서로부터 데이터와 로봇 odometry 정보를 바탕으로 환경지도를 작성하는 맵 빌딩과정을 가진다. 동시에 작성된 지도를 기반으로 하여 로봇의 위치를 결정하는 localization 과정을 수행한다. SLAM에는 EKF based SLAM[1], Rao-Blackwellized Particle Filter (RBPF)를 사용한 FAST-SLAM[2]과 Unscented Kalman Filter를 사용한 UKF based SLAM[3] 등 여러 가지의 SLAM algorithm이 존재한다.

이동로봇에서 가장 기본이 되는 센서인 엔코더는 바닥과

바퀴간의 미끄러짐, 바퀴의 정렬상태 등의 여러 이유로 부정확하며, 로봇이 주행함에 따라 odometric error가 누적되기 때문에 엔코더 정보만으로는 이동로봇의 정확한 위치를 알 수는 없다. 결국 엔코더만으로 SLAM 을 수행하기는 불가능하므로, 엔코더로 인한 위치오차를 보정하기 위해서는 다른 종류의 센서의 도움을 받아야 한다.

기존의 이동로봇의 SLAM 알고리즘에서는 레이저센서와 같은 거리센서가 사용되었다[4][5][6]. 레이저센서와 같은 경우에는 주변 환경에 대하여 상당히 정확한 거리정보를 제공하기 때문에 환경에 대한 정확한 지도 작성이 가능하다. 하지만 레이저센서는 고가라는 특징 때문에 실제로 적용하기 어렵고 2차원의 거리센서에서는 추출할 수 있는 특징이 제한되어있는 단점이 있다. 이에 비하여, 비전센서는 거리센서에 비하여 획득할 수 있는 정보량이 많고, 레이저센서보다 저렴하여 가격대비 성능이 우수하다. 그러나 영상정보의 경우에는 정보추출에 소요되는 시간 때문에 거리센서보다 전반적으로 느리다는 단점이 있다. 최근에는 이러한 단점들을 보완하기 위한 방법을 제시하는 논문이 많이 소개되었는데 정보를 기반으로 최적의 움직임을 제시하여 불필요한 연

접수일자 : 2010년 5월 19일

완료일자 : 2010년 8월 1일

\* 교신 저자

감사의 글 : 본 연구는 2009년도 서울시 기술이전 지원사업(TR080562) 과제의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

산을 줄이는 SLAM 방법[7]이나 과거의 경험을 바탕으로 반복되는 구조에서의 빠르고 정확한 SLAM이 가능하도록 제시한 방법[8]들이 대표적이다.

로봇 청소기와 같은 소형 이동로봇의 경우에는 고가의 레이저센서나 연산시간이 길게 필요한 비전센서를 사용하기 어렵기 때문에 2차원 거리센서인 적외선센서를 이용하였다. 그러나 적외선센서는 레이저센서 보다 부정확한 거리 정보를 제공하고 2차원 거리센서이므로 추출할 수 있는 특징이 제한되므로 이를 보완할 방법이 필요하다.

보완하는 방법으로 symmetrical model을 이용한 SLAM을 고안하였다. Symmetrical model은 여러 지역의 특색적인 모습을 따온 기본 도형으로 전통적 SLAM 방식에 SLAM을 진행하며 반복적으로 나오는 특색을 이용한 방법이다. Symmetrical model을 설정하고 이를 SLAM을 통하여 받아들인 map 데이터와 비교하여 데이터를 보완하는 방법이다. 기본 도형과의 유사성 비교를 통해 신뢰도가 적정 수치 이하인 경우 잘못된 지도 생성으로 판정하고 이를 보상하여 유효한 지도로서 재 생성하는 일련의 과정이 추가하는 것이다. 실시간 SLAM에서는 적은 특징점을 가지고 작업을 진행하여 속도가 높아지는 장점이 생기고 적은 특징점에 의한 오차는 결과값에 적절한 보상을 주어 유효한 데이터로 만들어낼 수 있다.

저가의 거리센서와 엔코더만을 이용한 SLAM은 한계를 극복하기 힘들지만 두 센서와 함께 기본 도형과의 대칭을 통하여 단점의 극복이 가능하다. 본 논문에서는 엔코더와 적외선센서의 데이터를 사용한 EKF-SLAM을 기반으로 symmetrical model을 이용하여 SLAM의 한계를 극복하는 방법을 제시한다.

## 2. 거리센서의 특징추출

거리센서로 직선을 추출하는 다양한 방법이 제시되었다 [7]. 기존의 직선추출 알고리즘은 대부분 레이저센서에 적용되지만, 본 논문에서는 거리센서 정보를 직선 성분으로 분할하고 분할된 구역에서 최소자승법을 적용하여 직선을 추출하는 알고리즘[8]을 적외선센서에 적용하였다. 적외선센서는 환경에 대하여 일정한 각도(30°) 간격으로 12개의 거리정보를 제공한다. 적외선센서의 경우 어느 정도의 정확성을 보장하는 유효거리인 2m 이내의 거리 값만을 사용하였다.

그림 1에는 적외선 거리정보로부터 직선을 나타내었다. 그림 1의 (a)와 같은 사각형 장애물을 만나서 그 벽면을 타고 지날 경우 유클리드 공간에 의거하여 두 점을 잇는 직선은 하나의 경우 밖에 없으므로 연속되는 거리데이터를 두 개씩 묶어서 직선을 형성하고 이 직선들이 서로 이어지는 직선인지를 판단한다. 직선이 연속으로 이어지면 하나의 직선으로 묶어서 추출한다. 그림 1의 (b)는 판별된 직선을 지도로 형성한 모습을 보이고 있다. 직선을 추출하면서 유사성 평가를 지속적으로 실시하는데 이 유사성의 값이 떨어질 경우에는 직선이 아닌 곡선으로 판별하여 곡선과의 유사성을 평가한다.

실험에서 사용된 시뮬레이션의 빨간색 원은 로봇이 향하는 목적지로 원 안에 ①, ②는 로봇이 목적지의 순서를 나타낸다.

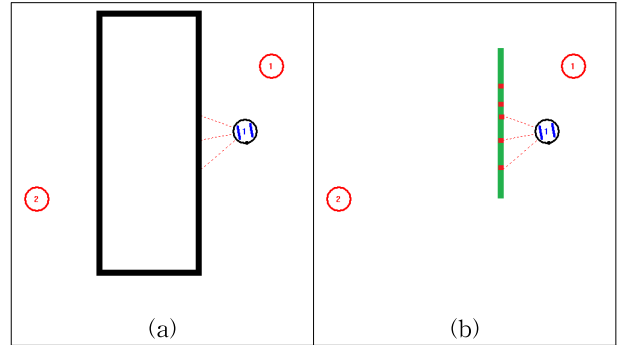


그림 1. 추출한 직선의 예  
Fig. 1. Example of extracted lines

직선의 유사성 평가와는 달리 곡선의 경우 유사성을 판단하기 위해서는 거리 데이터의 균일한 분포를 하나의 중심을 기점으로 한 원의 위에 있는지 확인하는 일련의 과정이 필요하다.

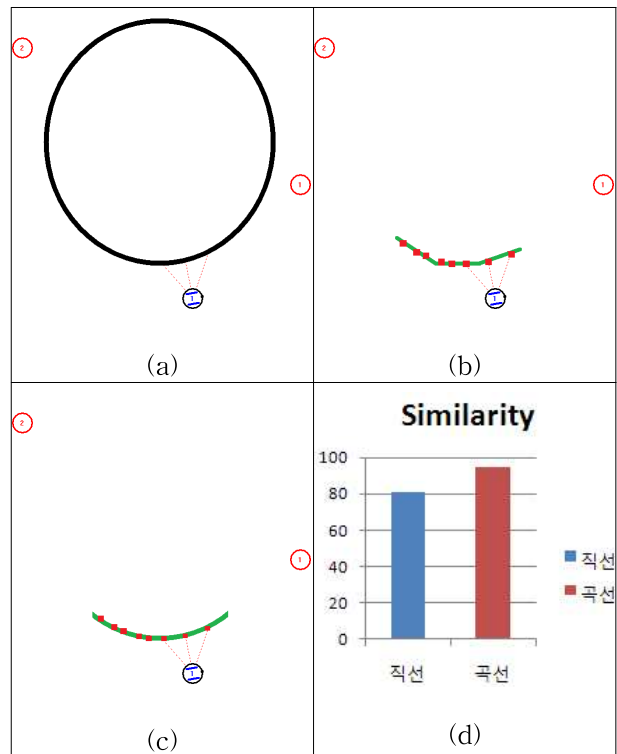


그림 2. 추출 선분의 선택  
Fig. 2. Select of extracted line

연속되는 데이터의 결합이 아니라 연속되는 데이터가 이루는 변화량의 연속이 하나의 중심을 가지고 일정한 규칙을 따르고 있는지를 판단하는 것으로, 기본적인 원뿐만 아니라 타원형의 경우도 존재하므로 데이터 집합의 변화량과 일치하는 형태를 가진 원형을 검색해내는 간단한 알고리즘을 이용하여 데이터가 이루는 변화량과 검색된 데이터가 95% 이상 일치하도록 포진해 있다면 현재 센싱되고 있는 지역은 곡면을 지녔다고 판단이 가능하다. 직선을 추출하면서 유사성 평가를 지속적으로 실시하는데 이 유사성의 값이 떨어질 경우에는 직선이 아닌 곡선으로 판별하여 곡선과의 유사성을 평가한다.

을 평가한다. 직선의 유사성 평가와는 달리 곡선의 경우 유사성을 판단하기 위해서는 거리 데이터의 균일한 분포를 하나의 중심을 기점으로 한 원의 위에 있는지 확인하는 일단의 과정이 필요하다. 연속되는 데이터의 결합이 아니라 연속되는 데이터가 이루는 각의 변화량이 일정한지를 판단하는 것으로, 일정한 각을 이루며 거리 데이터가 포진해 있다면 현재 센싱되고 있는 지역은 곡면을 지났다고 판단이 가능하다. 그림 2는 원형의 장애물을 회피하는 과정에서 받은 특징점 데이터를 통하여 직선들로 이루어진 n각형인지 원인지를 판단하는 과정을 나타내고 있다. 그림 2의 (d)를 보면 3개의 직선으로 판별했을 경우의 적합도보다 원형의 장애물을 따라가는 곡선으로 판별했을 때의 적합도가 더 높게 나오는 모습을 볼 수 있다.

### 3. 확장 칼만 필터

확장칼만필터(EKF)는 이동로봇의 SLAM에 가장 널리 사용되는 방법이고, 적외선센서의 거리정보와 엔코더의 odometry 정보를 융합하기에 적합한 기법이다. EKF-SLAM은 베이지필터링에 기반하고 있는데[11], 예측단계와 갱신단계의 두 단계로 이루어진다.

#### 3.1 Prediction

예측단계에서는 시간  $t+1$ 에서의 상태행렬과 공분산행렬은 시간  $t$ 에서의 상태행렬 및 공분산행렬과 시간  $t$ 와 시간  $t+1$ 사이에서 이동한 로봇의 변위로부터 다음과 같이 얻어진다.

$$\hat{X}_{t+1} = f(\hat{X}_t, u_t, t) + w_t \quad (1)$$

$$P_{t+1} = F_x P_t F_x^T + F_u Q_t F_u^T \quad (2)$$

$$F_x = \frac{\partial f}{\partial \hat{X}_t}, \quad F_u = \frac{\partial f}{\partial u_t} \quad (3)$$

여기서,  $\hat{X}_t$ 는 시간  $t$ 에서 로봇의 위치와 특징의 위치를 나타내는 상태행렬이고,  $P_t$ 는 상태행렬  $\hat{X}_t$ 에 대한 공분산이다.  $u_t$ 는 시간  $t$ 에서의 입력 값인데, 본 논문에서는 엔코더의 정보 즉, 로봇의 이동거리와 각도의 변화량이다.  $w_t$ 는 평균이 0이고 공분산  $Q_t$ 를 갖는 프로세스 잡음이다.  $F_x$ 와  $F_u$ 는 각각 비선형 함수의 상태벡터와 입력벡터에 관한 자코비안 행렬이다. 비선형 함수는 이동로봇의 움직임을 나타내는 이동모델이다. 또한,  $\hat{X}_{t+1}$ 과  $P_{t+1}$ 은 각각 시간  $t+1$ 에서 상태벡터와 그에 관한 공분산의 예측이다. 위첨자 “-”는 본 변수가 시간  $t+1$ 에서 센서로 측정하기 전 예측하는 값이라는 것을 의미한다.

#### 3.2 Renewal

갱신단계에서는 상태변수들이 센서의 측정값으로 갱신된다. 측정벡터  $Z_{t+1}$ 은 아래와 같이 정의된다.

$$Z_{t+1} = [Z_{t+1,1}^T, \dots, Z_{t+1,j}^T]^T \quad (4)$$

$$Z_{t+1,j} = [R_{r_{t+1,j}}, R_{\alpha_{t+1,j}}]^T \quad (5)$$

여기서,  $Z_{t+1,j}$ 는 시간  $t+1$ 에서  $j$ 번째 특징에 대한 측정값인데,  $R_{r_{t+1,j}}$ 는 로봇의 중심으로부터 감지된 위치까지의 거리이고  $R_{\alpha_{t+1,j}}$ 는 로봇의 방향으로부터 감지된 위치까지의 각도이다.

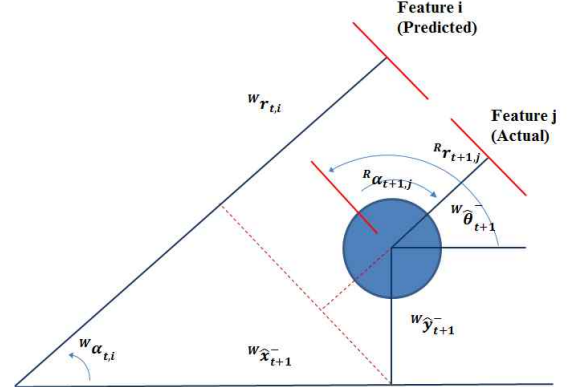


그림 3. 라인 특징의 표시

Fig. 3. Representation of line features

그림 3은 로봇의 진행 방향과 각도를 나타내는 여러 값들을 정의하고 있는 변수들을 나타내고 있다. 이 변수들을 이용하면 다음과 같은 계산이 가능하다. 시간  $t+1$ 에 측정될 거리정보에 대한 예측 값은 저장되어 있는 특징정보의 좌표와 시간  $t+1$ 에서 예측된 로봇 위치의 좌표를 사용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{Z}_{t+1,i} = \begin{bmatrix} R_{\hat{\alpha}_{t+1,i}} \\ R_{\hat{r}_{t+1,i}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{\alpha_{t,i}} - W_{\hat{\theta}_{t+1}} \\ W_{r_{t,i}} - (W_{\hat{x}_{t+1}} \cos W_{\alpha_{t,i}} + W_{\hat{y}_{t+1}} \sin W_{\alpha_{t,i}}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서,  $(R_{\hat{r}_{t+1,i}}, R_{\hat{\alpha}_{t+1,i}})$ 는 특징의 예측 값을 나타내고,  $(W_{\hat{x}_{t+1}}, W_{\hat{y}_{t+1}}, W_{\hat{\theta}_{t+1}})$ 은 시간  $t+1$ 에서 예측된 로봇의 위치이다.

$$K_{t+1} = H_{t+1} P_{t+1} H_{t+1}^T + R_{t+1} \quad (7)$$

$$\hat{X}_{t+1} = \hat{X}_{t+1} + K_{t+1} (Z_{t+1} - \hat{Z}_{t+1}) \quad (8)$$

$$P_{t+1} = (I - K_{t+1} H_{t+1}) P_{t+1} \quad (9)$$

$$H_{t+1} = \frac{\partial \hat{Z}_{t+1}}{\partial \hat{X}_{t+1}} \quad (10)$$

여기서,  $K_{t+1}$ 은 칼만이득,  $H_{t+1}$ 은 상태벡터에 관한 센서 모델의 자코비안 행렬이다. 오차에 의하여 발생한 로봇의 위치오차는 예측 값과 측정치의 차이에 비례하는 이득에 의하여 보상된다.

갱신이 끝나면 다시 예측으로 돌아가 반복 적용하게 되는데 이때 시간이 지날수록 점차 계산 과정이 늘어나는 현상이 발생됨을 알 수 있다. 과정이 늘어나는 만큼 실시간 연산의 어려움이 생기는데 이를 극복하기 위한 방법으로 특징점의 수를 줄여주는 방향을 제시한다.

### 4. 대칭 모형

2차원 거리센서에서 추출되는 특징점은 그 양이 적고 부정확한 값을 갖기 때문에 odometric error를 줄이는데 한계가 있다. 대칭 도형 예측은 적은 특징점을 이용하여 선택된 대칭 도형과의 유사성 판별을 이용하는 방법이므로 특징점이 적은 거리 센서에 사용하기 적합한 특성을 가지고 있다고 할 수 있다.

대칭 도형의 경우 이미 경험한 지역의 데이터와 비교하여 추출하게 된다. 이 데이터의 경우 실제 건물과 대칭되는 공간에서는 그 효율이 매우 크게 늘어난다.

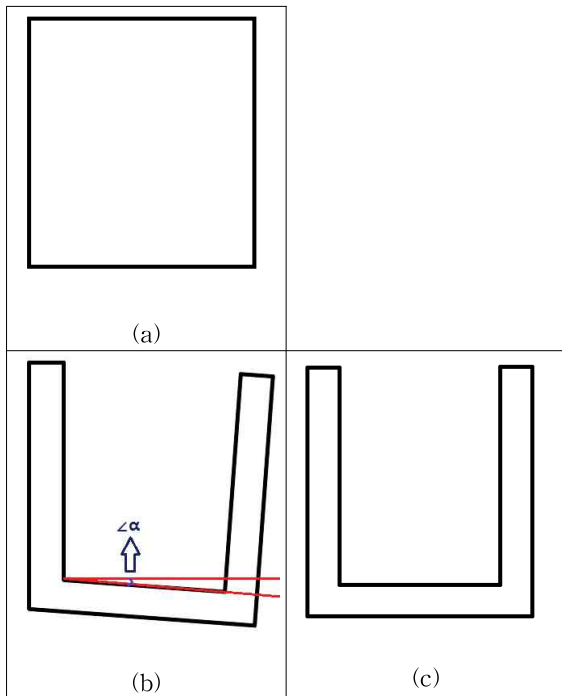


그림 4. 사각형 지도의 수정  
Fig. 4. Modification of the tetragonal map

그림 4의 (a)와 같이 직사각형의 기본 도형이 그 맵에 가장 흔히 일어나는 형태라면 그림 4의 (b)와 같이 작성된 지도의 신뢰도가 낮다고 판단한다. 판단이 끝나면 기준이 되는 데이터 (그림 4에서는 왼쪽의 복도)를 기준으로 나머지 데이터들이 얼마나 어긋나 있는지를 확인한다. 이 지도의 경우  $\angle\alpha$ 의 틀어짐이 일어난 형태의 데이터임을 알 수 있다.  $\angle\alpha$ 의 틀어짐을 보정하기 위하여 새로운 통로를 그림자를 투영하듯 옮기면 그림 4의 (c)와 같은 모습으로 변형이 가능하다.

그림 5의 (a)와 같이 타원의 물체 주위를 로봇이 따라가면서 얻은 특징점 데이터를 통하여 유사성 평가를 거쳐서 기본 도형이 원으로 결정한다. 그림 2의 과정을 거쳐서 특징점 데이터 중 하나의 데이터로 판별되는 데이터를 묶어서 실선으로 이어주는 과정을 거치면 그림 5의 (b)와 같은 형태의 데이터를 구할 수 있다. 이때 인접한 데이터들을 하나의 데이터로 보고 오차율을 판별한다. 오차율의 판별은 데이터와의 유사성이 가장 높은 데이터 배열과의 차이를 이용하는 데, 데이터의 배열을 각기 일치하는 변화량을 가진 부분과 매칭하고 갑자기 변화율이 다른 부분들을 추출하여 그

부분의 양이 전체에서 가지는 비율 값을 오차율이라 정의했다. 전체와 대칭되는 원형의 데이터 배열과의 오차율이 5% 미만의 경우 데이터 집합들을 다시 재배열하여 그림 5의 (c)와 같이 하나의 데이터로 받아들일게 된다. 재배열은 시작 지점이 되는 부분의 데이터를 기준으로 나머지 데이터들을 기준 데이터의 위치에서의 변량을 통일하는 방식으로 진행한다.

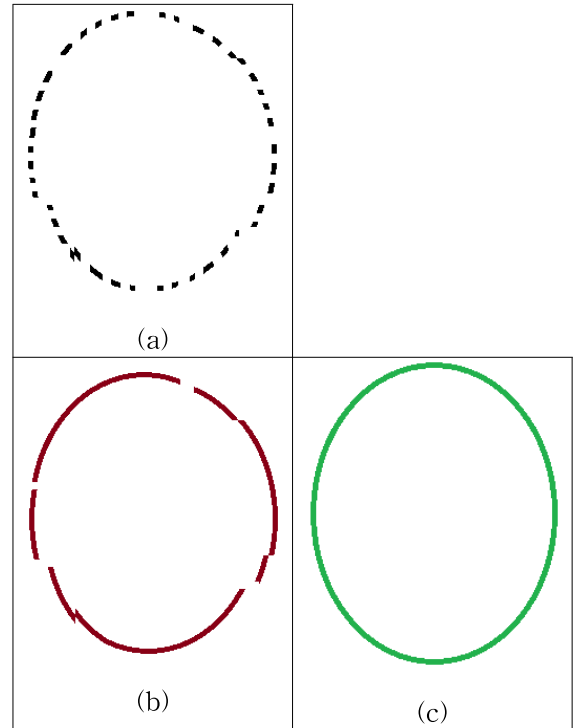


그림 5. 원형 지도의 수정  
Fig 5. Modification of the ovoid map

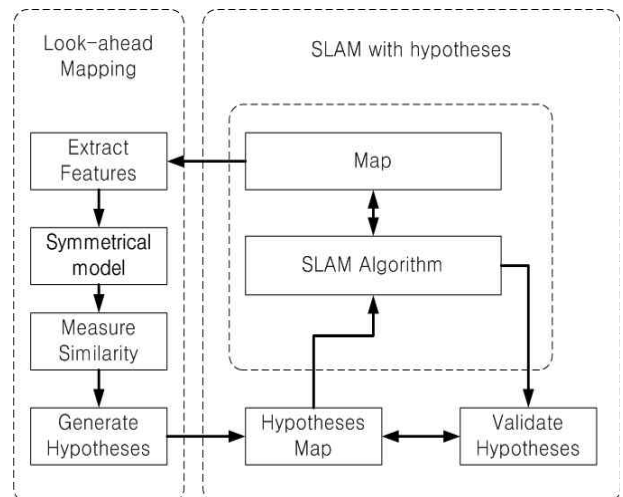


그림 6. M-SLAM의 구조  
Fig. 6. M-SLAM structure

일상적인 공간에서 원과 사각형 등의 기본 대칭 도형을 설정하고 부정합이 일어나는 공간이 최소화되도록 그림 6의 순서도 같은 과정을 거치게 된다.

먼저 대칭도형의 설정은 기본 맵의 이해가 있는 상태에서 맵에 가장 두드러지게 나타나는 특징에 probability를 더 높게 설정하는 방법으로 맵에 최적화한다. 대칭도형의 기본 설정이 끝나면 대칭도형과 맵의 유사성을 체크한다. 대칭도형은 먼저 다각형을 선택하지만 거리 데이터가 곡선과의 유사성이 높을 경우 원의 형태를 파악하고 진행한다. 형태의 파악이 끝나면 symmetrical model을 이용한 가설을 정의하고 SLAM 알고리즘을 통해 실제 지도에 적용하게 된다.

그림 7의 (b)는 제안된 알고리즘을 이용하여 기본 도형의 similarity를 크게 해치는 데이터를 제외한 유용한 데이터를 취합하여 (a)의 공간을 탐색하고 symmetrical model을 이용하여 맵을 작성한 모습을 그림 7의 (a)와 비교하였을 때 안정적으로 따라가는 모습을 볼 수 있다.

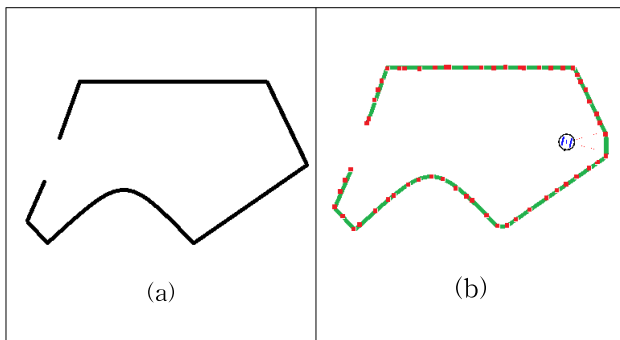


그림 7. M-SLAM의 예  
Fig. 7. Example of M-SLAM

### 5. 결론 및 향후과제

본 논문에서 적외선센서와 엔코더를 사용하여 이동로봇의 SLAM을 진행하는데 신뢰성을 높이기 위하여 대칭모형과의 유사성 비교 과정을 넣어서 비교해 보았다.

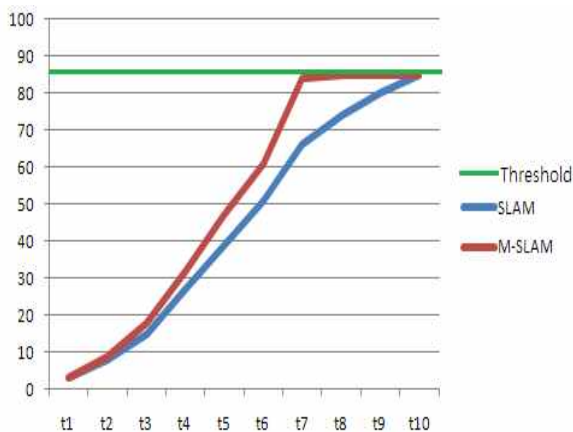


그림 8. 적합도의 비교  
Fig. 8. Suitability comparison

그림 8과 같이 적합도를 평가해본 결과 M-SLAM이 먼저 threshold 영역에 도달하는 모습을 볼 수 있었다. 거리데이터의 부정확함과 검출하는 횟수가 적어서 threshold 영역이 85에 위치했지만 빠르게 SLAM의 진행이 가능하다는 장

점이 있다. 실제 이동로봇에 적용하지 못하고 시뮬레이션을 통하여 비교하였다는 단점이 있지만 기존의 단점을 극복하는 하나의 방법으로 유용하게 쓰일 수 있으리라 기대한다.

제안된 알고리즘은 고가의 레이저센서나 연산시간이 길게 필요한 비전센서를 이용하지 않고도 이동로봇을 위한 SLAM이 가능하다는 장점이 있다. 차후 실제 이동로봇에 적용하고 적합도를 올리기 위하여 symmetrical model의 형성에 필요한 method를 개발할 예정이다.

### 참고 문헌

- [1] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping : Part I", *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 13, pp. 99-110, 2006. 06.
- [2] M. Montemerlo, S. Thrun, et al, "FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem", *Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 18, pp. 593-598, 2002.
- [3] R. Martinez-Cantin and J. A. Castellanos, "Unscented SLAM for Large-Scale Outdoor Environments", *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*, Alberta, Canada, pp. 3427-3432, 2005. 08.
- [4] M. Montemerlo and S. Thrun, "Simultaneous Localization and Mapping with Unknown Data Association Using FastSLAM," *Proc. of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1985-1991. 2003. 11.
- [5] J. E. Guivant and E. Nebot, "Optimization of the Simultaneous Localization and Map-Building Algorithm for Real-Time Implementation," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 17, No.3, pp. 242-256. 2001.
- [6] G. Grisetti, C. Stachniss and W. Burgard, "Improving Grid-based SLAM with Rao-Blackwellized Particle Filters by Adaptive Proposals and Selective Resampling" *Proc. of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2443-2448. 2005. 04.
- [7] V. Ila, J.M. Porta, J. Andrade-Cetto, "Information-Based Compact Pose SLAM", *Robotics, IEEE Transactions on*, Vol. 26, pp. 78-93, 2009. 11.
- [8] H.J. Chang, C.S.G. Lee, Yung-Hsiang Lu, Y.C Hu, "P-SLAM: Simultaneous Localization and Mapping With Environmental-Structure Prediction", *Robotics, IEEE Transactions on*, Vol. 23, pp.281-293, 2007. 04.
- [9] V. Nguyen, A. Martinelli, N. Tomatis and R. Siegwart, "A comparison of Line Extraction Algorithms using 2D Laser Rangefinder for Indoor Mobile Robotics" *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*, pp.1864-1869. 2005. 08.

- [10] L. Zhang, "Line Segment Based Map Building and Localization Using 2D Laser Rangefinder," *Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA '00. IEEE International Conference on*, pp. 2538-2543. 2000. 04.
- [11] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, 2005, "*robability Robotics*" MIT press.
- 

저 자 소 개



**오정석(Jung-Suk Oh)**

2009년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사  
2009년 ~ 현재 : 중앙대학교 대학원 전자  
전기공학부 석사과정

관심분야 : Intelligent Robot, Embedded System, Image Processing.



**심귀보 (Kwee-Bo Sim)**

1990년 : The University of Tokyo 전자  
공학과 공학박사

[제20권 3호 (2010년 6월호) 참조]

1991년 ~ 현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수  
2006년 ~ 2007년 : 한국지능시스템학회 회장

E-mail : [kbsim@cau.ac.kr](mailto:kbsim@cau.ac.kr)

Homepage URL : <http://alife.cau.ac.kr>