

그리드지도의 방향확률을 이용한 직선선분의 추출

강 승 균* · 임 종 환** · 강 철 응**

Extraction of Line Segments Based on the Orientation Probability in a Grid Map

Seung-Kyun Kang* · Jong-Hwan Lim** · Chul-Ung Kang**

ABSTRACT

The paper presents an efficient method for extracting the line segments in a local map of a robot's surroundings. The local map is composed of 2-D grids that have both the occupancy and orientation probabilities from sonar information. To find the shape of an object in a local map from orientation information, the orientations are clustered into several groups according to their values. The line segment is then, extracted from the clusters based on Hough transform. The proposed technique is illustrated by experiments in an indoor environment.

Key words : Mobile robot, Grid, Orientation probability, Local map, Cluster, Hough transform.

1. 서론

이동로봇이 자율항해를 하기 위해서는 "어디에 있는가?", "어디로 가고 있는가?" 그리고 "어떻게 목표점에 도달할 것인가?" 하는 물음을 해결할 수 있어야 한다. 이 중 첫 번째 물음에 대한 답이 위치추적(Localization)이다. 즉, 지금까지의 정보와 현재의 정보로부터 작업환경내의 어디에 로봇이 위치해 있는가를 알아내는 것이다. 위치추적의 정확성이 다른 두

물음에 대한 답의 기본이 된다는 의미에서 위치추적은 자율항해에서 가장 중요한 기능이라고 할 수 있다.

초음파센서를 이용한 위치추적 법은 그리드 형태의 지도를 이용하는 방법과 물체의 형상(선, 곡선 등)을 기준으로 하는 방법들이 있다. 전자는 기준지도와 현재의 지도를 비교하여 그 불일치도가 최소가 되는 위치를 찾아내는 방법으로서 Elfes[1]에 의해 처음으로 제안되었다. 그러나 이 방법은 초음파센서의 거울효과(Specular Reflection)등으로 인하여 지도의 질이 떨어지므로 기준지도와 비교할 지도에 많은 정보가 쌓여 지도의 질이 좋아질 때까지 기다려야 하므로 그 동안의 위치추적이 곤란해 실질적으로 연속적인 위치추적이 어렵다. 임[2-4]등은 이 방법을 개선하여 비교적 짧은 간격으로 위치를 추적하는 방법을 제안하였으나 역시 연속적인 위치추적 이라기보다는 위치재평가(Relocation)에 가까운 것이다.

* 제주대학교 대학원

Graduate School, Cheju Nat'l Univ.

** 제주대학교 기계·에너지·생산공학부

Faculty of Mechanical, Energy & Production Eng., Cheju Nat'l Univ.

Leonard[5]는 그리드 형태가 아닌 물체의 형상, 즉 직선, 도서리, 곡선 등의 기하학적인 형상으로 지도를 구성하고 초음파센서의 거리정보로부터 동일거리영역 (Region of Constant Depth : RCD)을 분류하여 이 영역의 대표 거리를 추출한 다음 이것과 확장칼만필터를 이용하여 연속적으로 위치를 추적하는 방법을 제시하였다. 그는 이 방법을 이용하여 이동로봇이 수 시간동안 이동하여도 아주 정확하게 위치를 추적할 수 있음을 실험적으로 입증하였다. 그러나 이 방법은 기하학적인 기본형상으로 지도를 표현하는 것으로 인해 RCD와 형상 등을 매칭 시키기 위해 아주 복잡한 과정을 거쳐야 하는 단점이 있다.

홍[6]등은 상기의 두 지도 작성 방법을 혼합하여 직선선분 지도 생성 방법을 제안하였다. 이 방법은 이동로봇의 주변 일정영역에 설정된 지역 히스토그램 적자방법을 이용하여 장애물에 대한 정보를 격자지도에 누적시켜 이 정보로부터 직선 선분들로 구성된 모델기반지도를 생성하였고, 이러한 방법으로 작업공간에 있는 장애물의 직선 선분들을 효율적으로 추출하여 이동로봇의 운행에 필요한 지도를 작성하였다. 그러나 도서리 부분에서는 센서의 특성으로 인하여 직선이 생성되지 않았다.

따라서 본 연구에서는 그리드 형태의 베이지안 확률모델을 사용하고, 작업공간의 일정부분을 사용하는 국부지도를 사용하여 각 셀에 방향확률을 평가한다. 또한 동일한 방향확률을 가진 셀들의 집합을 하나의 클러스터로 하여 작업영역 중 도서리부분의 형상에 대하여 추출할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

II. 국부지도(Local Map)

그리드 형태의 지도는 대상 공간을 2차원으로 근사하고 전체를 여러 개의 그리드로 나눈 다음 각 물체들이 존재하는 위치의 그리드에 일정한 값을 주어 표현한 것이다. 물체의 가장자리 부분에 해당하는 그리드만 정의하여 일정한 값을 부여함으로써 필요한 메모리 수를 줄이고 로봇 주위의 물체를 빠르게 표현할 수 있다. 또한 정확도가 떨어지는 초음파센서나 적외선 센서 등을 이용하여도 장애물정보를 안정적으로

제공해주는 장점이 있다.

정밀한 주행제어 및 위치추적이 이루어지기 위해서는 정밀도가 높은 지도 작성이 필요하며, 따라서 그리드의 크기를 가능한 작게 해야 한다. 그러나 로봇의 메모리에는 한계가 있으며, 그리드의 크기가 작아질수록 필요한 메모리양이 늘어나므로, 넓은 영역을 하나의 지도로 작성하기는 어렵다. 이러한 문제는 로봇 주위의 일정한 부분만을 대상으로 국부지도를 작성함으로써 해결한다.

국부지도는 로봇의 현재 위치를 중심으로 일정한 원도우 내만을 대상으로 하여 고해상도의 지도를 형성한다. 국부지도의 크기는 60×60개의 그리드로 구성되어 있으며 각 그리드의 크기는 0.05×0.05 m²이다. 지도의 중심은 로봇의 중심과 일치한다.

이 국부지도는 로봇이 진행함에 따라 같이 이동하며 각 그리드의 확률 값도 같이 이동된다. 로봇은 항상 국부지도의 중앙에 위치하며 국부지도는 기준 좌표계에 대해 그 방향이 일정하게 유지되고 로봇이 상대적으로 방향을 바꾼다.

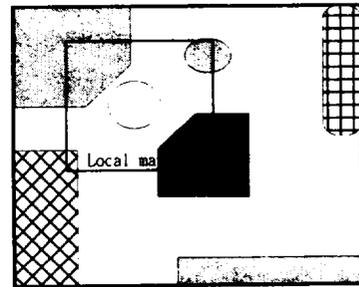


Fig. 1 Configuration of local map

III. 방향확률(Orientation Probability)

초음파센서는 송신된 음파가 반사되어 수신기로 되 돌아오는 시간으로부터 물체의 거리를 추정한다. 그러나 초음파센서는 전방의 가장 근접한 물체를 감지하지 못하는 경우가 발생한다. 음파의 흡수가 심한 물체의 표면에서 반사가 될 때 그 강도가 떨어져 수

신기에 감지되지 못하는 경우와 물체의 표면에 입사된 음파가 센서 중심축에 대해서 수직하지 않은 물체 표면에서 반사된 후 수신기와는 다른 쪽으로 진행하는 경우인데 이 경우를 다중반사경로현상이라 한다. 이런 현상의 주된 요인은 음파의 입사각이다. 그러므로 물체의 표면이 거울반사를 일으키는 것이라면 오직 한 방향으로 발사된 음파만이 물체를 감지하게 된다. 따라서 물체에 대응되는 각 셀의 방향에 대한 정보가 이용 가능하다면 더 향상된 지도 작성이 가능할 것이다.

그리드 내 각 셀의 방향확률은 MBM모델에 의해 갱신 되어진다[2,7]. 이 MBM모델은 Moravec[8]이 제안한 원래의 모델보다 훨씬 효과적이지만 여전히 많은 메모리와 계산시간을 요구한다. 따라서 실시간 처리를 위해 복잡한 방향정보를 단순화는 방법을 설명한다.

Fig. 2에서 보는 것처럼 거리정보 M_t 의 점령영역 내에서 임의의 i 셀 가 속해있다고 가정하면, 셀의 방향은 A_t 이다. 이 O_t 를 i 셀의 이전까지의 방향정보라고 가정하자. O_t (t 는 t 번째 측정값), 그리고 $W_{t,i}$ 는 O_t 의 가중치 값으로서 다른 셀들에 독립적이라는 가정 하에 그 셀의 전달되는 빔의 전파강도에 의존한다.

이것을 다시 적으면,

$$W_{t,i} = P(r_t)P(\theta_t) \quad (1)$$

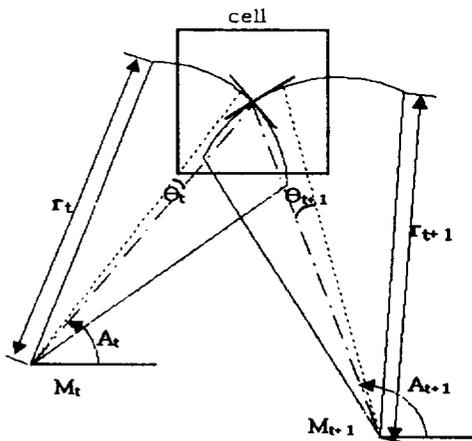


Fig. 2 Estimation of the orientation probability in a cell.

여기서 $P(r_t)$ 와 $P(\theta_t)$ 는 음파와 물체사이의 거리와 각도에 따른 강도 값을 갖는다[2,3]. 새로운 정보 M_{t+1} 이 들어오고 다시 M_{t+1} 의 점령영역 내에 셀 i 가 놓인다고 가정하자. 두 개의 거리정보를 함께 고려한 단순하면서도 효율적인 갱신방법은 두 개의 각도, $O_{t,i}$ 와 $A_{t+1,i}$ 의 가중치 평균이다.

$$O_{t+1,i} = \frac{O_{t,i} W_{t,i} + A_{t+1,i} W_{new,i}}{W_{t,i} + W_{new,i}} \quad (2)$$

여기서 $W_{new,i}$ 는 식 (1)과 같은 값을 갖는다.

$$W_{new,i} = P(r_{t+1})P(\theta_{t+1}) \quad (3)$$

이 경우 문제점은 새로운 $W_{t+1,i}$ 의 가중치 값을 어떻게 갱신하는가 하는 것이다. $W_{t+1,i}$ 는 그 셀 내에서 축적된 정보의 양으로 표현되므로 다음 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$W_{t+1,i} = W_{t,i} + W_{new,i} \quad (4)$$

즉, 셀 i 의 방향에 대한 새로운 가중치 값은 모든 과거 가중치정보의 합이다. 식 (2)와(3)을 사용하여, 점령영역내의 모든 셀은 각각의 새로운 정보가 들어올 때마다 갱신된다. 비점령영역 내의 셀들의 방향정보는 국부지도 내에서 단지 점령영역의 셀들만으로 계산되어지기 때문에 갱신할 필요가 없다.

IV. 방향확률에 의한 형상추출

지도 내의 그리드는 자신의 방향확률 값들에 의해서 몇몇의 그룹으로 클러스터를 이루게 되는데 이들 방향정보로부터 국부지도 내에 있는 물체의 형태를 알 수 있게 된다. 클러스터 중심은 각 클러스터에서 방향들의 평균값으로서 정의되며, 클러스터 중심의 수는 국부지도를 구성하고 있는 물체의 선분 수이다. 그러나 선분의 방향은 기준 좌표계에 대하여 로봇이 항상 각도오차를 가지므로 의미가 없다. 단지 선분들

사이의 상대각도는 물체의 형상의 정보를 준다. 상대 각도와 선분의 수로 구성되는 두 가지 정보는 지도에서 물체의 형태를 완전히 특성화 할 수 있다.

국부지도 내에서 셀 i 의 방향을 O_i 라하고, k 번째 클러스터의 중심을 C_k , 그리고 동일 클러스터 내에 방향의 최대오차, 즉 하나의 클러스터에 대한 각도의 범위를 D_T 라 하자. 클러스터링 알고리즘은 다음과 같은 단계를 따른다.

- 1단계 : 이전의 클러스터링을 현재 클러스터링의 초기값으로 놓아 중심을 잡는다. 여기서 중심 사이의 각도차는 D_T 보다 더 클 것이다.
- 2단계 : 지도 내에 있는 각각의 점령셀에 대하여, 모든 $k(0 \leq k \leq \text{현재 클러스터 중심의 최대 수})$ 에 대한 $D_{min} (= \min |O_i - C_k|)$ 을 구하고 다음의 과정을 수행한다.
 - (a) 만약 $D_{min} \leq D_T$ 라 하면, O_i 는 k 번째 클러스터에 속하고 O_i 를 고려해서 새로운 C_k 값을 구한다.
 - (b) 만약 $D_{min} > D_T$ 라면 O_i 는 새로운 클러스터 중심이다. O_i 를 새로운 클러스터 중심으로 놓으면 중심들의 수는 1만큼 증가한다.

위의 1 단계는 클러스터 중심들의(물체의 형상) 갑자기 변화하지 않는다는 가정 하에서 타당하다. 초기에, 중심들의 수는 0으로 놓는다. 그것은 실제 중심들로부터 멀리 떨어진 방향을 가지는 셀들이 새로운 중심으로 선택될 수도 있기 때문이다. 결과적으로, 실질적인 중심들의 일부분은 Fig. 3에서처럼 거리 D_T 에 있게 된다. 그림에서 C_1' 과 C_2' ($|C_1' - C_2'| > D_T$)는 초기 중심들로 선택되어진 것을 의미한다.

클러스터링 처리과정을 통하여 두 중심은 실질적인 중심 C_T 을 향하여 연속적으로 이동할 것이다. 그러나 방향이 정확히 C_T 인 셀들이 무한한 수가 아닌 한 두 중심은 결코 하나로 되지 않을 것이다. 국부지도 내에 물체의 형상이 갑자기 변할 때(예를 들어 로봇이 모서리나 어떤 물체를 만났을 때) 마찬가지로일 것이다. 그러나 클러스터링 알고리즘에 다음의 단계를 추가함으로써 두 개의 오차를 가지는 중심으로부터 실제 클러스터 중심을 쉽게 구할 수 있다.

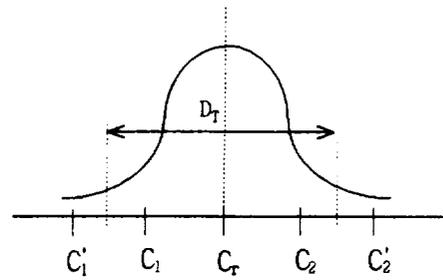


Fig. 3 Actual one cluster is divided into two ones.

- 3단계 : 만일 두 중심이 D_T 안에 위치한다면 다음 식을 이용 새로운 중심을 구한다.

$$C_{merge} = \frac{C_1 N_1 + C_2 N_2}{N_1 + N_2} \quad (5)$$

여기서 N_1 과 N_2 는 C_1 과 C_2 에 속해있는 셀들의 수이다.

Fig. 4는 실제 두개의 클러스터가 하나로 분류되는 경우를 나타낸다. 그러나 이 알고리즘은 실제 중심을 찾을 수 없지만 실제 중심으로부터 최대편차는 많아야 $D_T/2$ 이다. 이것을 해결하기 위해서는 방향의 분포 범위를 줄이는 것이다. $D_T (=w)$ 가 초음파 센서의 유효 폭으로부터 생기기 때문에 분포범위를 변화 시킬 수 없어 기준 좌표계에 대한 방향 값이 작은 선분들은 구분할 수 없다. 그러나 보다 작은 각도차이로 선분이 구성된 국부지도는 충분한 위치정보를 줄 수 없기 때문에 클러스터링 방법이 여전히 위치평가 시스템에 적용할 수 있다.

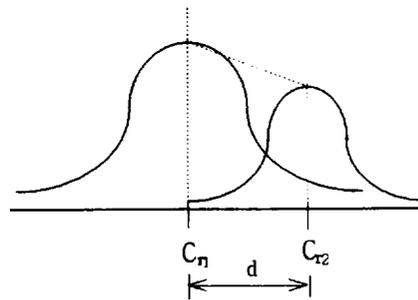


Fig. 4 Two cluster centers are located within D_T .

V. 직선선분의 위치 추출

이상과 같은 방법으로 각 선분에 대응되는 클러스터를 형성할 수 있다 그러나 이 클러스터들은 방향확률 값을 가지고 있으나 길이나 위치는 알 수가 없다. 따라서 직선과 곡선을 검출할 때 유용한 방법인 Hough Transform을 적용하여 센서로부터 추출된 직선의 위치 및 길이를 추출하고자 한다[9].

직각좌표계상의 점을 지나는 직선들을 허프 변환하면 극좌표계상에서 정현파 곡선으로 변환되며 하나의 점에서 교차하게 된다. 정현파가 많이 교차하는 교점의 위치를 찾아서 이를 (x,y)공간에 적용하면 직선선분을 추출할 수 있다.

일반적으로 입력 좌표계 (x,y)로부터 극좌표계(ρ,θ)로의 변환은 식(6)과 같다.

$$P = x \cos \theta + y \sin \theta \tag{6}$$

여기서 θ는 (x, y)를 지나는 직선에 수직인 직선과 x축이 이루는 각도이고 ρ는 원점으로부터 직선까지의 수직 거리이다. 이 직선은 ρ와 θ만으로 표현이 가능하므로 이 직선 위의 점들은 같은 ρ 값을 가진다.

이를 매개변수로 2차원 배열을 구성하는데 θ는 1~180도 범위에서 Δθ간격으로, ρ는 검색하고자 원하는 범위에서 Δρ간격으로 크기를 정한다. 알고리즘은 각도 θ를 고정하고 국부지도로 형성된 그리드 내의 점령된 셀들만을 대입하여 ρ를 구하고 ρ가 범위 안에 있으면 배열 A[θ][ρ]를 증가시키고 각도 θ범위 안에서 Δθ만큼 증가시킨 후 동작을 반복한다. 형성된 누적배열에서 최대 값을 갖는 인덱스를 가지고 식(6)에 적용하면 직선의 방정식을 구할 수 있다. 이와 같은 방법을 이용하여 국부지도 내에서 방향확률 값을 갖는 셀들로 이루어진 직선선분을 추출하는 과정은 다음과 같다.

1단계 : 국부지도 내에서 점령셀 들 중 같은 방향확률 값을 갖는 셀들을 각각의 클러스터에 저장한다.

2단계 : 저장된 각각의 클러스터에 대하여 셀의 위치 값을 가지고 허프변환을 통하여 누적배열을 만든다.

3단계 : 누적배열 내에서 최대 값에 해당되는 인덱스 값(C_p)을 찾는다. 이 C_p로부터 일정 각도 간격 만큼에 해당되는 C_k를 결정한다.

4단계 : 3단계에서의 계산된 인덱스 값(C_p와 C_k)을 가지고 다음의 식들을 사용하여 직선의 양 끝점(x₁,y₁)과 (x₂,y₂)를 계산한다[9].

VI. 실험 및 고찰

이상과 같이 개발된 방법을 이용한 직선선분의 위치평가 유용성을 검증하기 위해 실제 로봇을 이용하여 실험을 수행하였다. 실험에 이용된 로봇은 Nomad Scout로봇으로서 22.5도 간격으로 16개의 Polaroid 초음파센서가 장착되어있고 각 센서는 0.15m에서 10m까지의 물체를 감지할 수 있다. 로봇은 각 샘플시간당 16개의 초음파 거리정보와 바퀴에 부착된 엔코더 정보로부터 dead reckoning 위치정보를 제공하고, 이를 이용하여 위치추적을 수행하였다.

실험환경은 Fig. 5와 같으며 벽, 종이상자, 목재로 외곽을 이루고 있으며, 원은 로봇이고 S는 출발 지점이다. 사각형은 실험환경 내에서 로봇이 이동 중 모서리 부근에서 선택되어진 국부지도를 나타낸다.

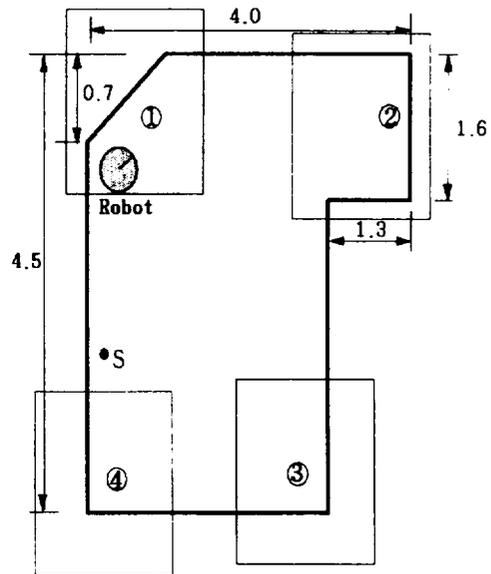
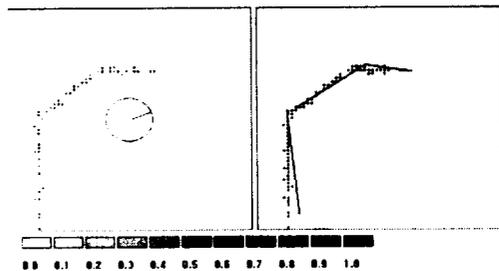
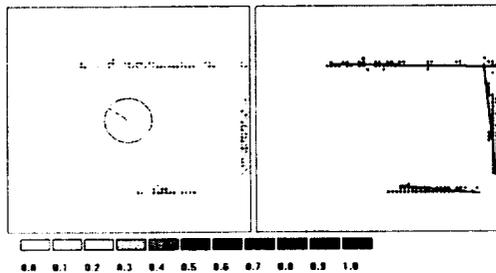


Fig. 5 Experimental environment.

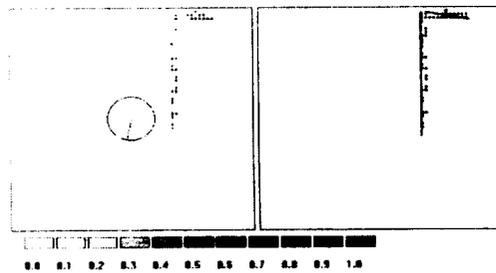
Fig. 6은 각 모서리 부근에서 선택되어진 국부 지도들과 이들 지도내의 각 점령 셀들 중 같은 방향확률 값을 갖는 셀들을 각각의 클러스터로 하여 이들을 히프변환 후 직선의 선분을 추출한 결과를 보여준다. Fig. 6(a), (c) 및 (e)는 모서리 부근에서 거울반사효과가 있었지만 MBM모델에 의한 로봇주위의 지도형성이 모서리를 형성하고 있어서 정확한 모서리의 직선성분이 추출되었으나 Fig. 6(b)와 (d)는 모서리 부근의 거울반사의 영향이 커서 서로 만나는 꼭지점 부근의 방향확률 데이터 값이 달라서 추출된 직선이 서로 만나지 않으나 두 선분의 차이가 3개의 셀 정도만 차이가 나므로 두 직선을 융합하면 모서리를 정확하게 추출할 수 있을 것이다.



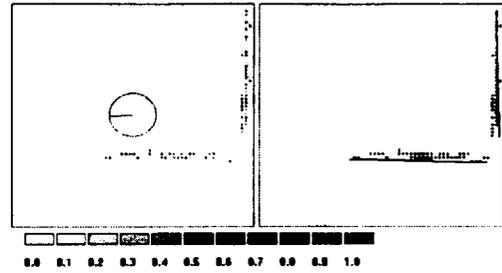
(a) position 1



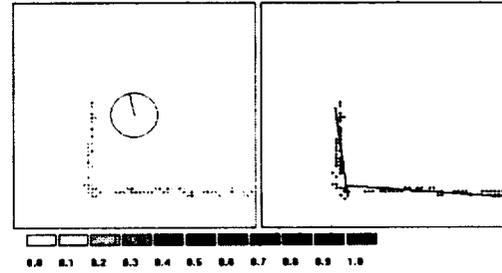
(b) position 2(a)



(c) position 2(b)



(d) position 3



(e) position 4

Fig. 6 Local map and line extracting from Hough transform

VII. 결 론

본 연구에서는 초음파 센서 등의 정보에 의해 구성되는 그리드 형태의 지도로부터 물체의 형상을 추출하는 방법을 제시하였다. 기존의 방법은 하나의 직선성분으로 나타나는 그리드에 대해서 그 선분을 추출하는 것인데 비해 본 방법은 그리드의 방향확률을 이용함으로써 다수의 직선성분으로 구성된 그리드로부터 효과적으로 각 선분을 추출할 수 있음을 실험을 통하여 입증하였다. 향후 연구 방향은 각 국부지도에서 추출된 선분을 이용하여 전체 환경에 대한 물체운곽지도를 재구성 하는 방법을 개발하는 것이다.

참고문헌

- 1] A. Elfes, 1987, "Sonar-based real-world mapping and navigation", IEEE Journal of Robotics

- and Automation, RA-3(3),pp.249-265.
- 2] 임중환, 1994, 초음파센서를 이용한 자율이동로봇의 지도형성 탐사 및 경로계획, 박사학위논문, 포항공과대학교.
 - 3] J. H. Lim, D. W. Cho., 1994, "Real Time Map Construction and Position Estimation using Soanr Sensors," ISCA, Vol. 1, No. 2, pp.111-124.
 - 4] S. K. Kang, J. H. Lim, 1999, "Sonar Based Position Estimation System for an Autonomous Mobile Robot Operating in an Unknown Environment," KSME International Journal, Vol. 13, No.4, pp.339-349.
 - 5] J. J. Leonard and H. F. Durrant-White, 1992, Direct Sonar Sensing For Mobile Robot Navigation, Kluwer Academic Publisher.
 - 6] 홍현주, 권석근, 노영식, 2001, "초음파센서를 이용한 이동 로봇의 직선선분 지도 작성", Journal of Control Automation and Systems Engineering, Vol. 7, No. 9.
 - 7] J. H. Lim and D. W. Cho, 1994, "Specular Reflection Probability in Certainty Grid Representation," ASME Journal, Vol. 116, p.512-520.
 - 8] H. Moravec, 1989, "Sensor fusion in certainty grids for mobile robots", In Sensor Devices and Systems for Robotics, P. 253-276, Springer-Verlag, Nato ASI Series.
 - 9] M. Atiquzzaman and M. W. Akhtar,1994, "Complete line segment description using the Hough transform," Image and Vision Computing, vol. 12, no. 5, pp. 267-273.