

초음파 센서를 이용한 형상기준지도 작성에 관한 연구

임 종 환** · 강 병 수*

A Study on the Feature-Based Map Building Method Using Sonar Data

Jong-Hwan Lim** and Byung-Soo Kang*

ABSTRACT

This paper presents a sonar based map building method. The environment is a room or an area inside a building, which is composed of four types of geometric primitives(corners, edges, cylinders, and walls). We also assume the environment can be modeled into two dimensional map in terms of planes(walls), points(corner and edge), and circle(cylinder). In a real world where most of the object surfaces are specular ones, a sonar sensor suffers from a multipath effect which results in a wrong interpretation of the location of an object. To reduce the effect and uncertainty, the method employs a simple thresholding technique for extracting circular arc features called regions of constant depth(RCD) from scanning sonar data. The usefulness of the approach is illustrated with the results produced by sets of experiments.

Key words : Mobile robot, Feature based map, Sonar sensor, RCD

1. 서론

자율 이동 로봇은 주어진 환경에서 스스로 자신과 물체들의 위치를 파악하여 주위 환경에 대한 지도를 형성하고 이 지도를 바탕으로 목적지까지 주행할 수 있는 경로계획과 장애물 회피 기능을 갖추어야 한다¹⁾.

지도 형성에는 비전 센서와 초음파 센서가 주로 쓰이는데 비전 시스템에서는 영상이미지로부터 물체의 윤곽을 추출하여, 두 영상을 매칭(Matching)하는 방

법을 연구하고 있으나 시간이 많이 소요되어 실시간 적용이 어려워 아직은 단순한 형상이나 제한된 환경에서만 적용될 수 있는 단계이다. 반면에 초음파 센서는 값이 싸고, 사용이 간편하며, 거리정보가 직접적으로 이용가능하기 때문에 널리 쓰이는 센서중 하나이다.

초음파 센서는 대부분의 실제 물체에 대해서 거울효과(Specular Reflection)가 발생하므로 센서 정면의 최근접 물체가 감지되지 못하고 여러 번 다른 물체에 반사되는 다중반사 경로 현상이 발생한다. 음파가 전파되는 방향이 센서의 중심각을 기준으로 전방향으로 퍼져나가는 특징을 가지고 있는데, 일반적으로 50° 정도를 유효 감지각으로 규정한다¹⁻⁴⁾. 따라서 초음파 센서는 물체의 거리와 방향에 대해 큰 불확실성을 갖고 있어서 형성된 지도의 질이 낮아 충분한 위치 정보를

* 제주대학교 대학원

Graduate School, Cheju Nat'l Univ.

** 제주대학교 기계에너지생산공학부, 산업기술연구소

Faculty of Mechanical, Energy & Production Engineering, Res. Inst. Ind. Tech., Cheju Nat'l Univ.

줄 수가 없었다.

이와 같은 초음파 센서의 문제점을 해결하는 방안으로 작업영역을 2차원의 그리드로 나누고 각 그리드에 물체가 존재할 확률을 계산하여 초음파 지도를 형성하는 방법이 Moravec 등³⁾에 의해 제안되었다. 최근 초음파 센서의 문제점인 거울효과를 해결하는 연구가 이루어져 초음파 지도를 이용한 자율항해의 가능성이 제시되었다^{1,6,7)}. 초음파 센서의 한계성을 극복하는 다른 방법으로서, 서로 다른 종류의 센서를 동시에 이용하여 정보의 불안전성을 줄이는 연구도 진행되었다⁸⁾. 즉, 넓은 구경의 초음파 센서와 스테레오 비전 데이터를 결합하여 서로의 단점을 보완하며, 장점을 강조할 수 있도록 하는 시도가 있었다. 그러나 그리드 형태의 초음파 지도 형성의 단점은 그리드의 크기에 따라 지도의 해상도가 달라질 뿐만 아니라 필요한 메모리량도 크게 달라진다는 것이다.

형상기준지도는 물체의 구체적인 형상 즉, 평면, 모서리, 원형 등을 기준으로한 지도로서 위치 및 방향에 대한 정보를 갖고 있으므로 로봇항해에 필수적인 위치 추적 및 위치 재평가에 효과적으로 적용될 수 있다. Lim등⁹⁾은 형상기준지도를 이용하여 정확한 위치 재평가가 가능함을 보였다. 그러나 전술한 바와 같이 초음파 센서의 거리 및 방향 불확실성이 크기 때문에 물체의 형상 추출이 어려워 이에 대한 연구가 미진했다. 최근 Leonard^{10,11)}는 한 위치에서 얻은 여러 개의 초음파 거리 정보로부터 동일거리영역 (Region of Constant Depth : RCD)를 분류하는 방법을 제안하였다. 이것은 초음파 센서의 거리 및 방향 불확실성을 최소화시킬 수 있는 것으로서 그리드 형태가 아닌 구체적인 물체의 형상을 기준으로 한 지도작성의 가능성을 제시하였다. 따라서 본 논문에서는 이 RCD를 이용하여 물체의 형상에 기준한 초음파 지도 작성 방법을 제안한다.

2장에서는 초음파 센서의 특성과 RCD 추출방법을 기술하고 형상기준지도 형성방법 및 물체 재구성 방법을 제시한다. 3장에서는 로봇을 이용한 실제 실험으로 그 유용성을 입증하고 마지막으로 4장에서는 결론을 도출한다.

II. 형상기준지도작성

2.1. RCD

대상 물체의 표면이 비교적 매끈한 경우는 음파가 전부 정반사가 일어나므로 음파의 진행 방향에 대해 경사가 있는 면에서는 조사한 초음파가 전부 반사되어 수신센서의 방향으로 되돌아오지 않아 물체가 감지되지 못하는 경우가 있는데 이것을 거울효과라 한다¹⁾. 40kHz~50kHz 초음파 센서의 경우 표면 평균 거칠기가 0.0025m 이하인 경우 정반사가 발생하므로 일반적인 실내 환경의 물체들은 대부분 거울 효과가 발생한다.

또한 물체들의 형상과 위치에 따라서는 음파가 여러 번 물체에 반사되어 수파기로 되돌아가는 경우도 있다. 이때는 실제 센서 전방의 최근접 물체가 감지되지 못할 뿐만 아니라 실제 물체가 없는 위치의 거리정보를 주게 되는데 이것을 다중반사경로 현상이라 한다⁷⁾.

Fig. 1은 초음파 센서로 주위 환경을 탐색한 예로서 그래프에서 보면 측정한 값이 연속적으로 수평한 부분들이 여러 곳에 나타남을 알 수 있다. 이 연속적인 수평한 부분들은 이 동일한 거리를 갖는 영역으로서 동일 물체에 의한 거리 데이터라 할 수 있는데 이것을 가리켜 RCD(Regions of Constant Depth)라 한다. 이 RCD는 한 개의 데이터가 RCD로 될 수도 있고, 여러 개를 모아 될 수도 있으나, 센서의 유효각내에서 얻은 데이터만 가능하다¹¹⁾.

Fig. 2는 유효 감지각이 β 인 5개의 초음파 거리 데이터가 형성하는 RCD를 나타낸 것이다. 거리 데이터중 우측에 해당하는 데이터의 각도를 θ_1 이라 하고 좌측에 해당하는 데이터의 각도를 θ_2 라 할 때 이 5개의 데이터로 형성된 RCD의 방향각을 다음과 같이 θ_1 과 θ_2 의 평균값(θ_m)으로 정의한다.

$$\theta_m = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} \quad (1)$$

이 경우 RCD의 실제 방향에 대한 조건은 초음파 센서의 유효각을 고려하면 다음과 같다.

$$\theta_u = \theta_1 + \frac{\beta_{\max}}{2} \quad (2)$$

$$\theta_i = \theta_2 - \frac{\beta_{max}}{2} \quad (3)$$

즉, 실제 이 물체의 방향은 θ_u 와 θ_l 사이의 어느 각도일 것이라는 의미가 된다.

따라서 이 RCD는 거리 R과 θ_m , 그리고 각도 조건인 θ_l 과 θ_u 로 정의된다.

RCD를 분류하는 방법은 한 위치에서 360° 전방향에 대한 거리정보를 입수한 후 거리오차 상수 δ_{RCD} 를 정의하여 이웃하는 거리정보 중 오차가 δ_{RCD} 이내인 데이터 집단을 구성한 후 식(1)~(3)을 이용하여 각도 조건을 구하고 평균값을 R로 정의한다. 거리오차 상수 δ_{RCD} 는 polaroid 초음파 센서의 경우 0.05m 정도이다.

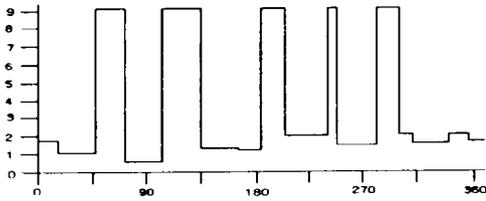


Fig. 1 A plot of range vs sonar scan data

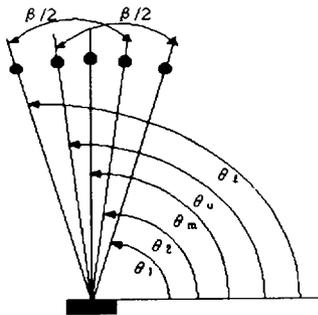


Fig. 2 Constraint angles for a five element RCD

2.2. RCD와 RCD의 매칭

Fig. 3과 같이 거리가 d인 두곳에서 얻어진 두 개의 RCD의 길이를 Z_1, Z_2 라 하고, 각각을 반지름으로 하는 원을 그렸을 때 이 원에 외접하는 반지름이 R인 원의 중심좌표를 (x_c, y_c) 라고 하면, θ_1 은 다음과

같이 표현된다.

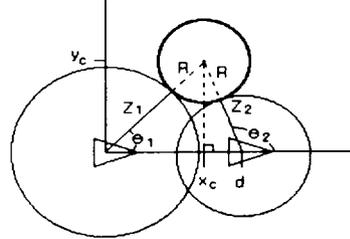


Fig. 3 Matching two observed RCDs

$$\cos(\theta_1) = \frac{x_c}{z_1 + R} \quad (4)$$

또한 기하학적인 관계에서 다음 식들이 성립한다.

$$(z_1 + R)^2 = y_c^2 + x_c^2 \quad (5)$$

$$(z_2 + R)^2 = y_c^2 + (d - x_c)^2 \quad (6)$$

식(6)에서 식(5)를 빼면 다음 식을 얻는다.

$$(z_1 + R)^2 - (z_2 + R)^2 + d^2 = 2dx_c \quad (7)$$

식(7)을 식(4)에 대하여 대입하면 다음과 같다.

$$\cos(\theta_1) = \frac{(z_1 + R)^2 - (z_2 + R)^2 + d^2}{2d(z_1 + R)} \quad (8)$$

또한 각 물체의 중심좌표는 다음과 같이 구해진다.

$$x_c = (z_1 + R) \cos(\theta_1) \quad (9)$$

$$y_c = (z_1 + R) \sin(\theta_1) \quad (10)$$

θ_1 과 같은 방법으로 θ_2 를 구하면

$$\cos(\theta_2) = \frac{(z_1 + R)^2 - (z_2 + R)^2 - d^2}{2d(z_2 + R)} \quad (11)$$

이 된다.

Leonard¹⁰⁾는 식(8)과 (11)를 이용하여 $R = \infty$ 또는 $R = 0$ 을 가정하여 θ_1 과 θ_2 를 구하고 이 각들이 식(2)와 (3)으로 정의되는 RCD 각도 조건을 만족하면

직선 또는 모서리나 모퉁이 형상으로 분류하는 방법을 제시하였다. 그러나 이 방법은 $0 < R < \infty$ 인 경우에는 적용시킬 수 없는 것으로서 실린더 형상에 대한 해결책은 제시하지 못했다.

R이 유한한 경우($0 < R < \infty$)에도 이 방법을 적용시키기 위해 식(8)를 R에 대해 다시 쓰면 다음과 같다.

$$R = \frac{z_1^2 - z_2^2 - 2d \cos \theta_1 z_1}{2(d \cos \theta_1 + z_2 - z_1)} \quad (12)$$

Fig. 3에서 θ_1 과 θ_2 는 각각의 RCD에 대한 대표 각도로서 실제로 물체가 존재할 범위는 식(2)와 (3)에 정의 된바와 같으므로 식(11)에서 R이 유일하게 결정되지 못한다. 따라서 θ_1 에 대한 θ_u 과 θ_l 에 대해 식(12)를 적용하여 최소 R과 최대 R을 구한 다음 이것을 식(10)에 대입하여 각각에 대응되는 각도를 각각 t_l 과 t_u 를 구한다. 이 때 각(t_l, t_u)와 θ_2 에 대한 θ_l 과 θ_u 사이의 공통부분이 존재할 때만 두 RCD는 동일 형상에 대응된다고 할 수 있다. 이 공통부분의 각을 θ_s 와 θ_m 이라 하면 각각에 대해 다시 식(12)로부터 대응되는 R_s 와 R_m 구한다. R_s 와 R_m 이 구해지면 이것을 식(9)와 (10)에 대입하여 다음과 같은 물체 형상에 대한 두 경계 조건을 $(x_c, y_c, \theta, R)_s$ 와 $(x_c, y_c, \theta, R)_m$ 을 찾을 수 있다. 즉, 물체의 최소 반경과 그 중심좌표는 $(x_c, y_c, R)_s$ 이고 최대 반경과 그 중심좌표는 $(x_c, y_c, R)_m$ 임을 의미한다.

식(12)는 두가지의 극한값이 존재하는데 $R=0$ 일 때는 모서리나 모퉁이를 나타내며 θ 는 의미가 없다. 또한 $R=\infty$ 일 때는 직선형상(평면)을 나타내며 이때는 (x_c, y_c) 는 의미가 없고 θ 는 센서위치로부터 평면의 방향. 그리고 R은 거리를 나타낸다.

$0 < R < \infty$ 일 때는 원통 형상으로서 제 3의 RCD와 매칭은 각 RCD 조합이 형성하는 경계조건을 구하고 각각의 중심좌표를 연결하는 직선이 서로 교차하면 3쌍의 RCD가 동일물체에 대응되며 그 교차점이 실제 원의 중심이라고 볼 수 있다.

2.3. 형상과 RCD 매칭

앞장에서와 같이 각 RCD를 서로 매칭하여 동일

물체 형상에 대응되는 RCD를 같은 클러스터로 정의하고 각 클러스터가 형성하는 물체 형상을 예상 물체로 정의한다.

이 예상물체는 매 단계마다 새로 들어오는 RCD 정보를 이용하여 업데이트를 하여 확정물체로 갱신한다. 이때 예상 물체와 RCD 사이의 매칭이 필요하다.

RCD와 예상 물체 사이의 매칭은 로봇의 현재 위치로부터 예상물체에 대해 가상의 RCD를 예측하여 수행한다. Fig. 4는 평면 물체에 대한 가상 RCD를 예측하기 위한 모델로서 예상 RCD의 길이와 각도를 각각 \hat{R} 와 $\hat{\phi}$ 라 할 때 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{R} &= P_s(P_R - x_s \cos(P_\theta) - y_s \sin(P_\theta)) \quad (13) \\ \hat{\phi} &= P_\theta \end{aligned}$$

여기서 P_R 는 센서에서 평면까지의 최소거리이고, P_θ 는 x축과 평면의 수직인 방향이 이루는 각. P_V 는 평면의 방향 매개변수로써 2차원 평면이 센서를 중심으로 좌측에 존재하면 -1 우측에 존재하면 1을 갖는 값이다.

Fig. 5는 원통형 물체에 대한 가상 RCD 예측 모델로서 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{R} &= \sqrt{(b_x - x_s)^2 + (b_y - y_s)^2} - P_R \\ \tan(\hat{\phi}) &= \frac{P_y - y_s}{P_x - x_s} \quad P_x \neq x_s \quad (14) \end{aligned}$$

여기서 P_x 는 원형이 x축 중심 좌표값. P_y 는 y축 중심 좌표값이고, P_R 는 반지름을 나타낸다. Fig. 6과 7은 각각 모퉁이와 모서리에 대한 모델로서 예상 RCD는 다음으로 표현된다.

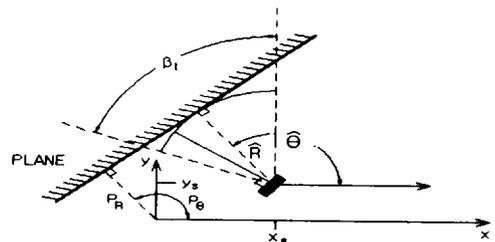


Fig. 4 Plane target model for target to data association

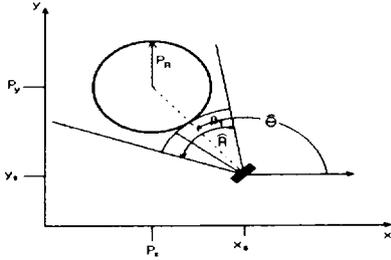


Fig. 5 Cylinder target model for target to data association

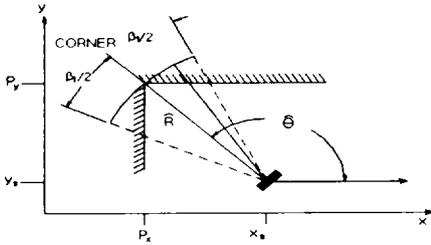


Fig. 6 Corner target model for target to data association

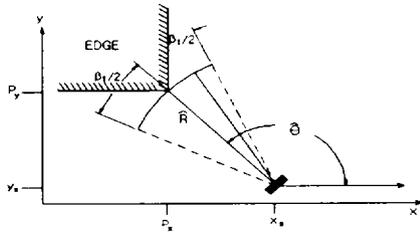


Fig. 7 Edge target model for target to data association

$$\hat{R} = \sqrt{(P_x - x_s)^2 + (P_y - y_s)^2},$$

$$\tan(\hat{\phi}) = \frac{P_y - y_s}{P_x - x_s}, \quad P_x \neq x_s, \quad (15)$$

여기서 P_x 는 모서리의 x축 좌표값, P_y 는 y축 좌표값이다.

이와 같이 예상물체로부터 가상 RCD를 구한 다음 실제 RCD와 비교하여 다음 조건을 만족하면 실제 RCD가 예상물체에 대응되는 것으로 정의한다.

$$|R - \hat{R}| = \delta_R, \quad \theta_u < \hat{\theta} < \theta_l \quad (16)$$

여기서 δ_R 는 센서의 특성과 로봇의 위치오차를 고려한 거리오차상수이며 θ_u 와 θ_l 은 실제 RCD의 각도조건이다.

2.4 지도작성 알고리즘

Fig. 8은 한 위치에서의 지도작성 흐름도를 나타낸다. 로봇이 한 위치에서 거리정보를 획득하면 먼저 이것으로부터 RCD를 추출한다. RCD 추출은 이웃하는 거리정보의 차가 전술한 바와 같이 오차상수 δ_{RCD} 이내인 집단을 분류함으로써 이루어진다. 이와 같이 추출된 RCD를 같은 형상에 대응되는 RCD끼리 그룹을 지어 클러스터를 만든다.

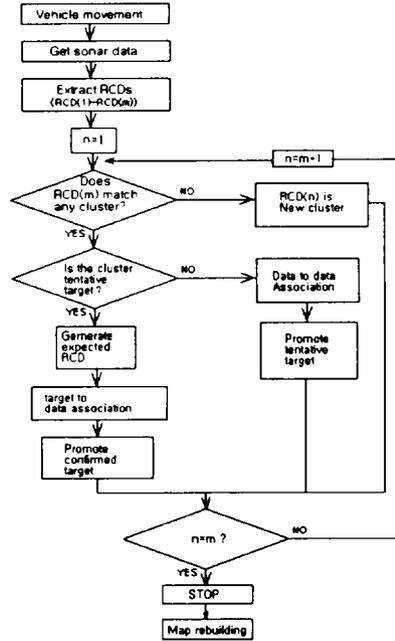


Fig. 8 Map building flow chart

지도형성초기에는 정의된 클러스터가 없으므로 모든 RCD가 각각 하나의 클러스터가 되며 다음 단계부터는 각 RCD와 정의된 클러스터와의 매칭이 수행된다. 새로운 RCD가 들어오면 각 RCD에 대해 각 클러스터와 매칭을 수행하는데 만약 대상 클러스터가 예상물체 클러스터이면 형상과 RCD 매칭을 수행하

고 그렇지 않으면 그 클러스터 구성요소인 RCD와 매칭시킨다. 각 클러스터를 구성하는 RCD는 여러 가지 형태의 물체 형상에 공통적으로 대응될 수 있으며 이 중에서 하나의 형상에 대응되는 RCD 수가 일정한 값 이상이면 그 클러스터를 그 형상의 예상물체 클러스터로 승격시킨다. 또한 예상물체 클러스터중 RCD가 일정 수 이상인 것은 확정물체로 승격시키고 클러스터에서 제외시킨다.

2.5 물체 재구성

이상과 같은 지도형성 알고리즘을 실제로 적용해보면 실제 동일 평면이 여러 개의 선분으로 나뉘어 형성되는 경우가 많으며 모퉁이 부분은 제대로 감지되지 못하는 경우가 발생한다.

동일 평면이 여러 개의 선분으로 나타나는 것은 로봇의 위치오차 및 각도오차 그리고 RCD의 거리오차와 각도오차에 의해 동일 평면이지만 감지된 거리와 각도가 달라져 다른 선분으로 표현되기 때문이다. 또한 모퉁이 부분은 초음파 센서의 특성상 음파가 복잡하게 반사가 이루어져 RCD가 제대로 형성되지 못하며 형성된다해도 다중반사경로현상에 의해 실제보다 먼 거리가 되므로 감지가 잘 되지 못한다. 따라서 이러한 문제점을 보완하기 위해 다음과 같은 방법으로 형성된 지도의 물체를 재구성한다.

Fig. 9와 같이 두 선분을 로봇이 감지한 방향벡터를 각각 \hat{n}_1, \hat{n}_2 라 하고 \hat{n}_1 과 평행한 방향을 x축으로 하는 좌표계에 대해 각 선분의 양단 좌표가 그림과 같다고 할 때 다음조건을 만족하면 이 두 선분을 하나의 평면을 나타낸 것으로 간주하여 통합한다.

$$(\hat{n}_1 \sim \hat{n}_2) \leq \delta_\theta \text{ and } y_{21} - y_{12} = \delta_d \quad (17)$$

여기서 δ_θ 는 로봇의 각도오차와 RCD의 각도오차를 고려한 상수이며 δ_d 는 로봇이 통과할 수 있는 두 물체 사이의 최소거리이다.

δ_d 가 이와 같이 정의된 이유는 로봇의 항해에서 실제로 두 선분 사이에 물체가 존재하지 않더라도 로봇 입장에서는 그 사이를 통과 할 수 없으므로 물체

가 존재하는 것과 같은 효과가 되기 때문이다. 만약 항해가 목적이 아니라 물체의 윤곽 재구성이 목적일 때는 두 선분을 통합시킬 필요가 없으며 다만 $(y_{21} - y_{12})$ 가 음의 값일 때는 두 선분이 겹쳐지므로 통합시킨다.

이와 같이 분리된 선분을 하나로 통합한 후 이것으로부터 모퉁이를 재구성 할 수 있다. 즉 Fig. 10과 같이 두 개의 선분 l_1 과 l_2 의 감지 방향을 \hat{n}_1, \hat{n}_2 라 할 때 A, B 그리고 C가 이루는 삼각형내의 임의의 점 F를 잡아 이 점에서 각 선분에서 이 점을 향하는 방향이 각각 \hat{n}_1 과 \hat{n}_2 가 일치하면 점 C를 구적으로 간주하고 l_1 과 l_2 를 연장한다. 이때 l_1 이나 l_2 가 C점을 통과하고 있거나 두 선분의 C에 가까운쪽 즉, D와 E 사이의 거리가 δ_d 이상이면 모퉁이가 될 수 없으므로 이와 같은 경우는 구석 재구성에서 제외시킨다.

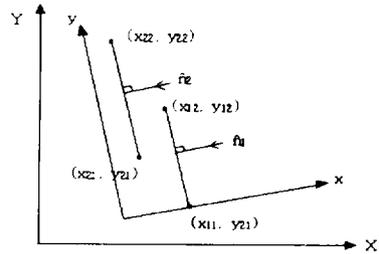


Fig. 9 Merging two line targets

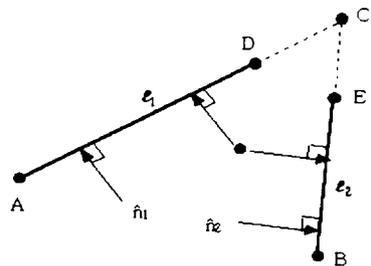


Fig. 10 Reconstruction of a corner

III. 실험 및 결과

3.1. 실험장치 및 방법

실험에 이용한 로봇 상단에 Fig. 11과 같이 초음파 센서와 이 센서를 회전시킬 수 있는 스텝모터를 설치하여 초음파 센서를 1.8° 씩 360° 로 회전시켜 데이터를 수집하였다. 초음파 센서의 유효감지 거리는 최소 15.24cm, 최대 10.66m이나 실제 실험환경을 고려하여 최소 30cm, 최대 8.91m로 조정하여 사용하였다.

실험환경은 Fig. 12와 같이 시멘트벽과 나무벽, 그리고 금속의 원통과 삼각기둥 등으로 구성되어 있으며 출발지점으로부터 점선경로를 따라 15cm씩 이동시키며 데이터를 수집하였다. 거리오차상수 δ_R 과 각도오차상수 δ_θ 는 센서의 오차와 위치오차를 고려하여 각각 0.02m와 5° 로 하였다. 또한 3개의 RCD가 하나의 물체에 대응되면 그 클러스터를 예상물체 클러스터로 분류하였고 확정물체로의 승격을 위한 RCD 수는 4개였다.

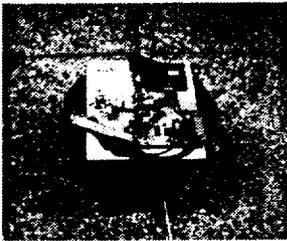


Fig. 11 Nomad robot and Polaroid ultra sonic sensor unit

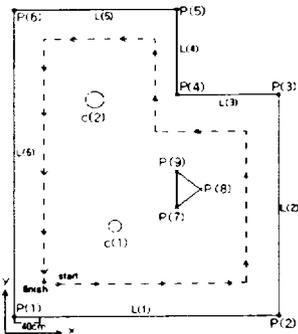


Fig. 12 Experimental environment

3.2. 실험결과

Fig. 13은 원통 물체를 검출한 결과로서 삼각형이

포함된 원은 로봇을, 점선으로 표현된 원들은 RCD를 나타내며 그림에서와 같이 이 물체는 4개의 RCD에 의해 재구성 되었음을 알 수 있다. 실제 이 원통의 위치는 (1.525m, 1.525m)이고, 반지름은 0.11m로서 위치 오차값은 (-0.009m, -0.021m)이고, 반지름 오차는 0.041m 이었다.

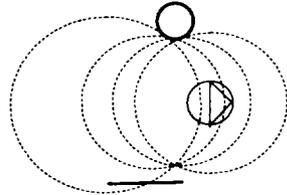


Fig. 13 Cylinder target and the RCDs

Fig. 14는 삼각형 모양을 가진 물체의 모서리를 검출한 결과이다. 검출된 실제 모서리의 좌표는 (2.44m, 1.83m)이고 RCD로 검출된 좌표값은 (2.436m, 1.821m)로서 오차는 (-0.004m, -0.009m)로 거의 일치하는 것을 알 수 있다.

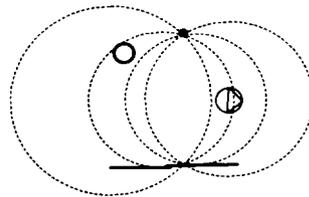


Fig. 14 Edge target and the RCDs

Fig. 15는 실험 환경의 상단에 위치한 원통 모양의 물체를 검출하는 것을 나타낸 것으로 6개의 RCD에 의해 검출되었음을 나타낸다. 이것은 확정물체 승격 RCD 수가 4이지만 초기 2개의 RCD는 모서리 물체와 원통물체에 동시에 대응된 것이고 나중에 들어온 4개의 RCD가 일관되게 원통형 물체에 대응되었으며 원통을 재구성 할 때는 초기의 2개 RCD도 같이 고려한 결과이다. 위치 오차값은 (-0.006m, +0.017m)이고, 반지름 오차는 0.027m로서 위치는 실제와 거의 일치했으나 검출한 원의 반지름의 길이가 0.027m정도 더 길게 그려졌다. Fig. 14의 경우 반경오차가 0.04m 정도임을 고려하면 이 원통의 반경오차가 작은 편인데 그 이유는 RCD 수도 많을 뿐만 아니라 다양한

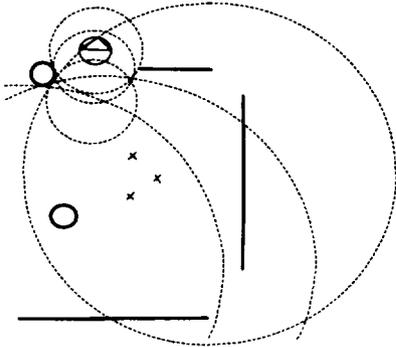


Fig. 15 Cylinder target and the RCDs
(x Represents edge target)

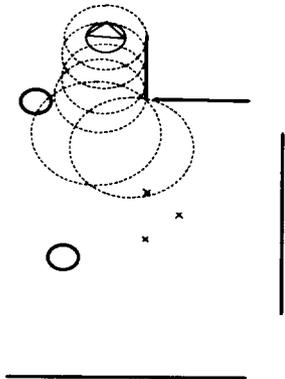


Fig. 16 Plane target and the RCDs

방향에서 형성되었기 때문에 사료된다.

Fig. 16은 평면을 검출하는 과정을 나타내고 있다. Fig. 14의 경우와 마찬가지로 초기 3개의 RCD는 모서리에 대응되었으며 이중 1개의 RCD는 평면형상에도 대응되었고 이후 3개의 RCD와 함께 평면을 구성하고 있음을 나타낸다.

Fig. 17은 최종적으로 센서가 수집한 데이터를 이용하여 RCD를 추출하여 주위 환경을 그린 것을 보여주고 있다. 그림에서 각 모퉁이들이 나오지를 알았는데 이것은 모퉁이 부근에서는 음파가 다중반사경로 현상을 일으켜 모퉁이를 일관되게 감지할 수 없었기 때문이다. 또한 동일 평면(벽)이 여러 개의 평면으로 분리되어 감지되었음을 알 수 있다. 따라서 3.4절과 같은 물체 재구성 방법을 통하여 지도를 재구성한 결과를 Fig. 18에 나타내었으며 실제 물체들과 비교한

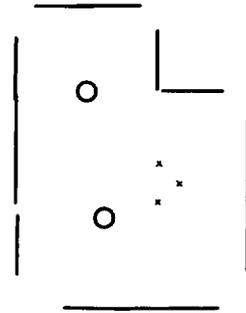


Fig. 17 Configurations of the confirmed targets

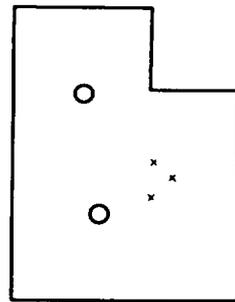


Fig. 18 Reconstructed map

Table 1. Results of the map building method (planes)

	L(1)	L(2)	L(3)	L(4)	L(5)	L(6)
True angle(°)	0	90	180	90	180	270
Estimated angle(°)	0.12	89.92	179.74	89.32	179.56	269.92
Angle error(°)	0.12	0.08	0.27	0.68	0.44	0.08

* Angle represents normal direction of the plane

결과를 Table 1과 2에 나타내었다.

IV. 결론

본 논문에서는 거리와 방향 불확실성이 큰 초음파 센서를 이용하여 이동로봇의 항해를 위한 형상기준

Table 2. Results of the map building method(cylinders, corners, edges)

object	True position(m) (x, y)	Estimated position(m) (x, y)	True radius (m)	Estimated radius (m)	Position error(m) (x, y)	Radius error (m)
P(1)	0 . 0	0.001 . 0.007			0.001 . 0.007	
P(2)	3.965 . 0	3.962 . 0.015			0.003 . 0.015	
P(3)	3.965 . 3.73	3.967 . 3.732			0.002 . 0.002	
P(4)	2.44 . 3.73	2.438 . 3.739			0.002 . 0.009	
P(5)	2.44 . 5.185	2.455 . 5.162			0.015 . 0.023	
P(6)	0 . 5.185	0.008 . 5.181			0.008 . 0.004	
P(7)	2.44 . 1.83	2.436 . 1.821			0.004 . 0.009	
P(8)	2.79 . 2.135	2.791 . 2.133			0.001 . 0.002	
P(9)	2.44 . 2.44	2.453 . 2.453			0.013 . 0.013	
c(1)	1.525 . 1.525	1.516 . 1.546	0.11	0.151	0.009 . 0.021	0.04
c(2)	1.22 . 3.66	1.214 . 3.677	0.14	0.167	0.006 . 0.017	0.027

초음파 환경지도를 작성하는 방법을 제안하고 실험으로 그 유용성을 검증한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 제안된 RCD와 RCD 매칭, 그리고 RCD와 물체의 매칭방법을 이용함으로써 개별 거리 정보로부터 효과적으로 물체 형상을 추출할 수 있었다.
2. 위치와 각도오차에 의해 동일 면이 여러개의 직선으로 나타나거나 모퉁이 부분은 거의 감지되지 못하는 경우가 발생하였지만 제안된 물체 재구성 방법으로 어느 정도 이 문제를 해결할 수 있었다.
3. 면의 길이가 짧은 형상의 물체는 모서리 부분은 잘 추출이 되었으나 면부분의 형상이 잘 추출되지 못했으며 원통형의 경우 반경에 대한 오차가 비교적 큰편이었다. 이것은 기존의 그리드 형태의 지도 형성 방법과 병행함으로써 해결이 가능하리라 사료된다.

본 연구에서는 로봇의 위치오차를 고려하지 않았으며 위치오차가 개입될 경우 RCD 매칭 및 형상과 RCD 매칭에 있어서 이 오차를 통계학적으로 고려할 필요가 있다. 또한 작업 환경에 대한 부분적인 사전 정보가 주어지는 경우는 지도형성과 동시에 위치추적을 병행함으로써 위치오차를 최소화할 수 있으므로 본 지도형성 방법이 직접적으로 실제 환경에 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

- 1) Lim, J.H. and Cho, D.W., 1994. Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation. *ASME Journal*. Vol. 116. p.512-520.
- 2) Cho, D.W., 1990. Certainty grid representation for robot navigation by a bayesian method. *Robotica*. Vol. 8. pp.159-165.
- 3) Steer, B., 1990. Design for navigation. *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*. pp.311-318
- 4) Crowley, J.L., 1987. World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*. pp.674-681.
- 5) Elfes, A and Moravec, H.P. 1985. High Resolution Maps from Wide Angel Sonar. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. St. Louis. pp.116-121.
- 6) Lim, J.H. and Cho, D.W., 1992. Physically Based Sensor Modeling for a Sonar Map in a Specular Environment. *IEEE International Conf. on Robotics and Automation*. Nice, France. pp.1714- 1719.
- 7) 임종환, 1994. 초음파 센서를 이용한 자율 이동로봇의 지도형성, 탐사 및 위치 평가. 포항공과대학 박사학위논문. pp. 157

- 8) Elfes, A. and Matthies, L., 1987. Sensor Integration for Robot Navigation : Combining Sensor and Stereo Range Data in a Grid-Based Representation. 26th *IEEE Decision Control Conf.* LA, CA, pp.9-11.
- 9) Lim, J.H. and Leonard, J.J., 2000. Mobile Robot Relocation from Echolocation Constraints. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Vol. 22, No. 9, pp.1035-1041.
- 10) Leonard, J.J., 1990. *Direct Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Kluwer Academic, pp.183
- 11) Leonard, J. and Durrant-Whyte, H., 1991. Mobile Robot Localiation by Tracking Geometric Beacons. *IEEE Transactons on Robotics and Automation*. Vol. 7, No. 3, pp.367-382.