

다중반사경로효과를 고려한 자율이동로봇의 초음파지도 형성

임종환, 조동우
포항공과대학교 기계공학과

Consideration of Multipath Effect in Sonar Map Construction for an Autonomous Mobile Robot

J.H. Lim, D.W. Cho
Department of Mechanical Engineering, POSTECH

ABSTRACT

A new model for the construction of a sonar map in a specular environment has been developed and implemented. 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 an objects's location. To reduce this effect and hence to construct a reliable map of a robot's surroundings, a probabilistic approach based on Bayesian reasoning is adopted to both evaluation of object orientations and estimation of an occupancy probability of a cell by an object. The usefulness of this approach is illustrated with the results produced by our mobile robot equipped with ultrasonic sensors.

1. 서론

초음파센서는 최근의 추세인 자동화, 무인화에 있어서 필수적인 분야중의 하나인 자율이동로봇 시스템에서 물체를 감지하는 센서로 많이 이용되고 있다. 현재 사용되고 있는 초음파 센서는 송신과 수신사이의 시간간격으로부터 물체의 거리를 평가하는 형태의 것이 가장 일반적이다. 이러한 초음파 센서는 경제적이고 장치가 간단한 반면에 음파의 유효 지향각이 넓음으로 인해 물체의 위치에 대한 불확실성이 대단히 크다. 따라서, 초음파 센서의 거리정보로부터 직접적인 물체의 위치 판단은 많은 오차를 초래한다.

Moravec은 초음파 센서의 거리정보를 확률적으로 처리함으로써 불확실성을 줄일수 있는 써튼티 그리드 방법을 제안하였다[1]. 그러나, 초기의 모델은 다분히 경험적인 확률 갱신방법으로서, 양질의 지도형성이 어려웠다. Moravec과 Cho는 Bayes이론을 도입한 모델을 제안함으로써 확률지도이론을 수학적으로 정립하였다[2,3]. 그러나 이 모델도 초음파 센서의 결정적인 결함인 거울효과에 의한 다중반사 경로현상(Multipath Effect)을 고려하지 못했기 때문에 실제 적용에는 적합하지 못했다[4,5]. 이 다중반사경로 현상은, 일반적인 물체들의 표면은 거울반사를 일으키는 것이기 때문에, 지도의 질에 결정적이다[6].

Moravec과 Elfes는 비교적 간단한 방법으로 이 문제를 해결하려고 했다[1]. 즉, 입수된 거리정보중 어느정도 크기 이상의 것은 쓰지않는 방법이다. 그러나 물체의 점령밀도가 낮은 영역에서는 다중반사에 의하지 않은 대부분의 정보가 쓰여지지않는 문제가 발생하며, 실제 다중반사에 의한 정보가 그렇지 않은 정보보다 항상 큰것은 아니기때문에 지도의 질이 크게 떨어진다. 한편, Borenstein과 Koren은 HMM(Histogramic In-Motion Mapping)이라는 방법으로 초음파 지도를 형성하였다[7,8]. 이 방법은 확률적으로 각 그리드를 갱신하는 대신에 매 센서 정보마다 센서 전방의 한 셀에만 일정하게 값을 증가시키는 방법이다. 이 방법은 초음파센서의 정보 불확실성을 고려하지않기때문에 양질의 주행지도작성에는 부적합하며, 따라서 장애물회피수준에 머무르고 있다.

Kuc의 연구 그룹에서는 물체의 기하학적인 상태에 따른 음파의 반사특성을 이용하여, 초음파 지도를 형성하는 방법을 시도했다. Kuc과 Viard는 평면, 돌출모서리 및 구석등 물체의 기하학적인 형태에 따른 음파의 반사형태를 수학적으로 규명했으며, 다중반사경로가 발생하지 않는 안전거리를 제안하였다[9]. 또한, Bozma와 Kuc은 이와같은 반사형태의 차이를 이용하여 물체의 형태를 재구성하는 방법을 제시하였다[10]. 그러나, 이러한 방법은 물체의 크기에 대한 제한이 존재하며, 물체끼리 간섭이 있는 경우에는 적용이 될수 없는 등 실제 지도형성에는 아직은 미흡한 점이 있다.

최근 임종환과 조동우는 센서의 거리정보의 크기에 따른 다중반사경로 현상의 발생정도를 추정하는 RCF(Range Confidence Factor) 방법과, 지도내의 각 그리드의 방향(Orientation)을 확률적으로 평가하여 이것으로부터 다중반사경로 발생확률을 구하는 방법을 제시하였다[6,11].

본 연구에서는 초음파 센서의 물체 위치불확실성 및 다중반사경로 현상을 고려한 새로운 초음파 지도형성 모델을 제시한다. 센서의 거리정보로부터 Bayes 확률이론에 근거하여 각 그리드의 방향확률(Orientation probability)을 평가, 갱신하며, 이 확률들로부터 다중반사경로현상이 발생할 확률을 계산한다. 이 다중반사경로 확률을 이용하여 최종적인 각

그리드의 점령확률을 구한다. 이와같은 모델을 실제 로봇에 적용하여 초음파 지도를 형성하여 그 유용성을 검증한다.

2. 다중반사경로현상

초음파 센서는 송신된 음파가 물체에 반사되어 수신기로 되돌아오는 시간으로부터 물체의 거리를 추정한다. 그러나 초음파 센서는 전방의 가장 근접한 물체를 감지하지 못하는 경우가 발생한다. 그 첫번째는, 음파가 흡수가 심한 물체의 표면에서 반사될때 그 강도가 떨어져 수신기에 감지되지 못하는 경우이다. 두번째는, 물체의 표면에 입사된 음파가 센서 중심축에 대해서 수직하지 않은 물체 표면에서 반사된 후, 수신기와는 다른쪽으로 진행하는 경우인데, 이 경우를 다중반사 경로현상이라 한다. 이와같은 현상은 물체의 표면이 음파의 파장에 비해 아주 매끄러워 거울반사를 일으키기 때문에 일어나며, 다음과 같은 Rayleigh 이론에 의하면 대부분의 물체는 거울반사를 일으키는 표면으로 되어있다[12]. 즉,

$$H < \frac{\lambda}{8 \cdot \sin \beta} \quad (1)$$

여기서 H 는 물체의 평균 거칠기, λ 는 파장, 그리고 $\beta = (\pi/2 - \text{입사각})$ 이며, (1)식을 만족하는 물체는 거울반사를 일으킨다. 이 다중반사 현상은 그림 1과 같이 반사된 파가 수신기로 되돌아 오지 않는 경우와, 여러번의 반사를 거친 후에 수신기에 감지되는 경우로 나뉘어지며, 두경우 모두 가장 근접한 물체를 인식하지 못하며, 그림 1(b)와 같이 허상이 생기는 문제가 발생한다.

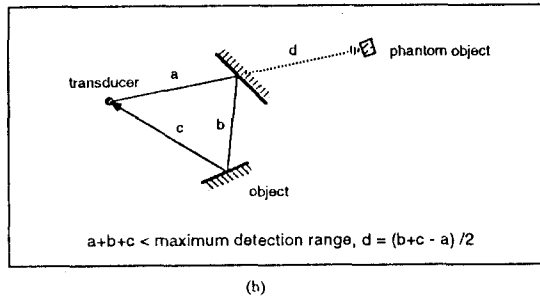
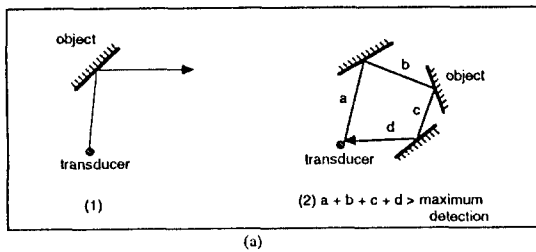
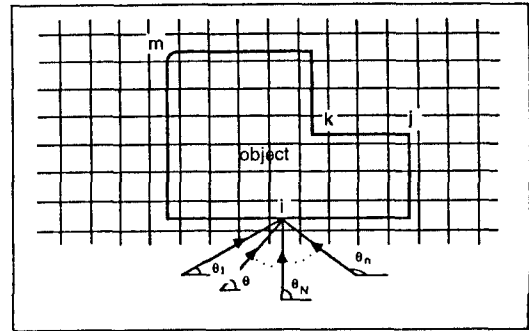


Fig.1 Multipath effect ; (a) The beam is reflected away from the transducer (1) or the distance traveled by the beam is longer than the maximum detection range (2). (b) The beam is returned after multiple reflection by many objects. A phantom object is detected.

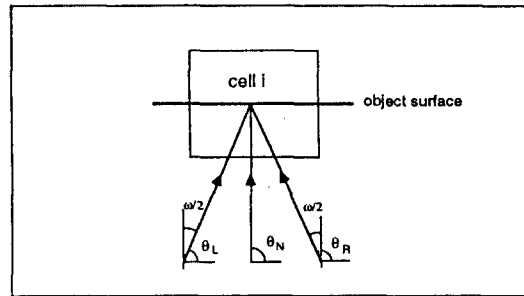
3. 방향확률과 다중반사경로 확률

3.1 한 셀의 방향갯수

그림 2와 같이 여러 방향 (θ)에서 셀 i 가 포함되는 거리 정보가 입수되었을때, 만약 물체의 표면이 거울반사를 일으키는 것이라면 오직 θ_N 방향으로 발사된 음파만이 i 셀의 물체를 감지하게되고, 따라서 이 셀의 방향은 θ_N 이라고 할 수 있다. 한 셀의 방향은 그림에서 j 셀과 같이 여러개일 수도 있으며, 둥근 형상의 표면에 해당하는 셀 (m)은 무한개의 방향이 존재한다. 그러나 한 셀에서의 방향은 초음파 센서가 일정한 크기의 지향각을 갖고 있기 때문에 유한한 갯수로 표현 가능하다. 즉, 그림 2의 (b)에서와 같이 θ_L 에서 θ_R 방향으로 발사된 음파는 셀 i 를 감지할 수 있으므로 θ_L 에서 θ_R 까지는 같은 방향인 θ_N 으로 정의 될 수 있다. 따라서 한 셀의 방향은 $180/\omega$ (ω 유효 지향각) 개로 표현될 수 있다.



(a)



(b)

Fig.2 (a) Orientation of a cell, (b) Range of angle for one orientation

3.2 방향확률

2장에서 언급한 바와 같이 다중반사 경로 현상의 주된 요인은 음파의 입사각이다. 따라서 물체에 대응되는 각 셀의 방향에 대한 정보가 이용가능하다면 훨씬 향상된 지도작성이 가능할 것이다. 본 연구에서는 초음파 센서의 거리정보 그 자체를 이용하여 이 방향정보를 어느정도 평가 할 수 있는 방법을 연구하였다.

각 셀의 방향확률을 평가하기 위하여 $P_i(\theta_k^i)$ 를 i 셀의 방향이 k 방향일 확률이라 정의 하자. 침지 v 는 모든 셀이 방향을 갖고 있다는 가정을 나타낸 것이다. $P_i(\theta_k)$ 를 그 셀의 점령확률이라 정의 하면, 실제 k 방향일 확률은 다음과 같이 된

다.

$$P(ori_i^k) = P_v(ori_i^k) P(o) \quad (2)$$

이제 M 을 새로 입수된 정보, A 를 현재까지 누적된 정보, k 를 센서의 진행방향에 수직인 방향이라 할때, i 셀의 k 방향확률 $P_v(ori_i^k|M \cap A)$ 는 다음과 같은 Bayesian Likelihood Ratio 식으로 평가할 수 있다[13].

$$\frac{P_v(ori_i^k|M \cap A)}{P_v(ori_i^k)} = \frac{P_v(M|ori_i^k \cap A) \cdot P_v(ori_i^k|A)}{P_v(M|\overline{ori}_i^k \cap A) \cdot P_v(\overline{ori}_i^k|A)} \quad (3)$$

윗 식에서 $P_v(ori_i^k|A)$ 및 $P_v(\overline{ori}_i^k|A)$ 는 지금까지의 정보로 평가되어 있는 i 셀의 k 방향확률 및 그 어사건 확률이므로 $P_v(M|ori_i^k \cap A)$ 와 $P_v(M|\overline{ori}_i^k \cap A)$ 를 구함으로써 $P_v(ori_i^k|M \cap A)$ 를 갱신할 수 있다.

$P_v(M|ori_i^k \cap A)$, 즉 셀 i 에 물체가 있고, 그 방향이 k (음파의 진행방향에 대해 수직인 방향)라 할때, 현재의 거리정보가 들어올 수 있는 확률을 구하기 위해 그림 3과 같이 음파의 궤적내에 들어오는 2차원 셀들을 센서로부터의 거리에 따라 재배열한다. 재배열된 셀들은 음파가 지나간 비점령영역과 초음파센서로부터의 거리값에 해당하는 셀들로 이루어진 점령영역으로 나누어지며, 각 셀들은 현재까지의 정보에 의해 각각 자신의 고유한, 음파를 멈출 확률 $P_v(H_i|A)$ 를 갖는다. 즉,

$$P_v(H_i|A) = P_v(H_i|ori_i^k) P_v(ori_i^k|A) + P_v(H_i|\overline{ori}_i^k) P_v(\overline{ori}_i^k|A) \quad (4)$$

윗식에서 $P_v(H_i|ori_i^k)$ 는 $P_v(ori_i^k)=1$, 즉 i 셀의 방향이 현재 센서의 중심축과 수직인 k 방향 (다중반사효과가 발생하지 않는 방향)이며 또한 그 셀에 물체가 있을때 음파가 거기서 멈출 확률이고, $P_v(H_i|\overline{ori}_i^k)$ 는 방향이 k 가 아닐때 음파가 멈출 확률이다. 이 확률들은 센서의 특성으로서 셀 i 에 전달되는 음파의 강도에 의존하며, 전달되는 파의 강도는 센서로부터의 거리와 중심축으로부터의 치우친 각도의 함수이므로 다음과 같이 근사적으로 구할 수 있다.

$$P_v(H_i|ori_i^k) = P_D(r) P(\theta) \quad (5)$$

여기서 $P_D(r)$ 과 $P(\theta)$ 는 그림 4.(a)와 같은 구배를 갖는다. 셀의 방향이 센서의 중심축과 수직이 아닌 경우에는 수신부쪽으로 반사되는 파의 강도가 매우 낮아지기 때문에 일정한 거리 r_c ($r_c < r_{max}$, r_{max} : 최대감지거리) 이상에서는 거의 물체를 감지하지 못한다. 따라서 $P_v(H_i|\overline{ori}_i^k)$ 는 다음과 같이 근사할 수 있다.

$$P_v(H_i|\overline{ori}_i^k) = P_F(r) P(\theta) \quad (6)$$

Polaroid 초음파 센서의 경우는 $r_c=0.6$ m, Murata (Japan) 센서는 $r_c=0.1$ m 정도이다. 그림 4.(c)는 $P_F(r)$ 의 형상을 나타낸다.

위의 (4)식에서 (6)식을 이용하여 $P_v(M|ori_i^k \cap A)$ 를 구하

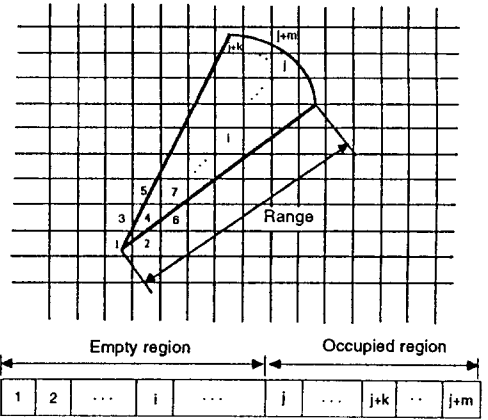


Fig. 3 Rearrangement of the cells according to the distance from the transducer location

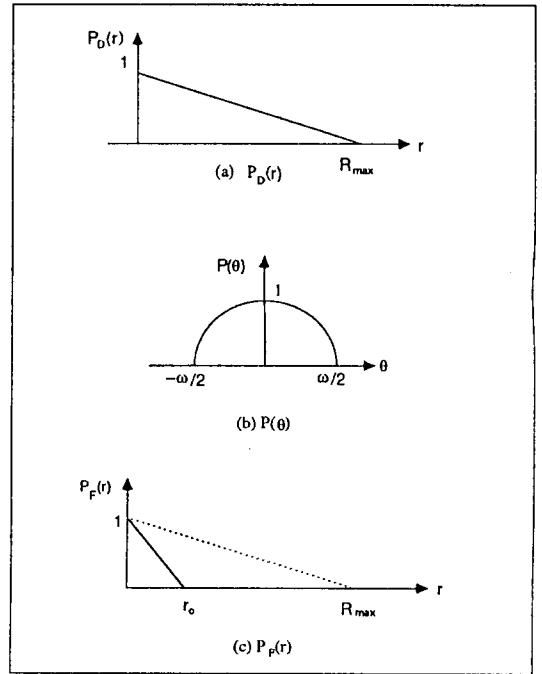


Fig.4 Approximated sensor characteristics; (a) $P_D(r)=1-r/R_{max}$ ($0 < r < R_{max}$), (b) $P(\theta) = 1 - (\theta/(\omega/2))^2$ ($-\omega/2 < \theta < \omega/2$), (c) $P_F(r)=1-r/r_c$ for $r < r_c$, otherwise $P_F(r)=0$.

는 방법은 다음과 같다. 즉, 비점령영역내의 셀들은 음파를 통과시켜야 하고, 점령영역내의 한 셀에서 음파가 멈추어야 하므로, $P_v(H_i|ori_i^k \cap A)$ 를 P_{H_j} 으로, $P_v(\overline{H}_i|ori_i^k \cap A)$ 를 $P_{\overline{H}_j}$ 으로 나타내면 이 확률은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} P_v(M|ori_i^k \cap A) &= P_{\overline{H}_1} P_{\overline{H}_2} \dots P_{\overline{H}_j} \dots P_{\overline{H}_{j-1}} [P_{H_j} P(H_j|M)] + [P_{\overline{H}_j} P_{H_{j+1}} P(H_{j+1}|M) + \dots + [P_{H_j} P_{H_{j+1}} \dots P_{H_{j+m-1}} P_{H_{j+m}} P(H_{j+m}|M)]] \\ &= \prod_{t=1}^{j-1} P_v(\overline{H}_t|ori_t^k \cap A) [P_v(H_j|ori_j^k \cap A) P(H_j|M) + \\ &\quad \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{j+n} P_v(\overline{H}_q|ori_q^k \cap A) P_v(H_{j+n}|ori_{j+n}^k \cap A) P_v(H_{j+n}|M)] \quad (7) \end{aligned}$$

같은 방법으로,

$$P_v(M\bar{b}o_i^k \cap A) = \prod_{l=1}^{j-1} P_v(\bar{H}_l \bar{b}o_i^k \cap A) [P_v(H_j \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_j|M) + \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{m+j-n-1} P_v(\bar{H}_q \bar{b}o_i^k \cap A) P_v(H_{j+n} \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_{j+n}|M)] \quad (8)$$

윗식에서 $P(H_{j+n}|M)$ 은 현재의 거리정보 M 이 들어왔다는 가정하에서 그것이 점령영역내의 셀들중 $j+n$ 번째 셀에서 멈추었을 확률로서, 셀의 중심과 음파궤적의 최전방과의 거리에 따른 정규분포로 가정할 수 있다.

이제 (7)식을 (8)식으로 나누면 다음식을 얻는다.

$$\frac{P_v(M\bar{b}o_i^k \cap A) P_v(H_j \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_j|M) + \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{m+j-n-1} P_v(\bar{H}_q \bar{b}o_i^k \cap A) P_v(H_{j+n} \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_{j+n}|M)}{P_v(M\bar{b}o_i^k \cap A) P_v(H_j \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_j|M) + \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{m+j-n-1} P_v(\bar{H}_q \bar{b}o_i^k \cap A) P_v(H_{j+n} \bar{b}o_i^k \cap A) P(H_{j+n}|M)} \quad (9)$$

이 (9)식을 (3)식에 적용함으로써 매 센서정보마다 각 셀의 방향확률을 갱신할 수 있다.

3.3 다중반사경로 확률

앞절에서 구해진 방향확률을 이용하여 각 셀에서 다중 반사경로현상이 발생할 확률 $P(mp_i|A)$ 를 다음과 같이 구한다. 다중반사경로 효과는 셀의 방향이 음파의 진행방향과 수직이 아닐때 발생하므로 다음과 같이 쓸 수 있다. 즉,

$$P(mp_i|A) = [P_v(\bar{o}i^k|M \cap A) P(\theta)] P(o_i|A) \quad (10)$$

윗 식에서 $P(\theta)$ 가 곱해진것은, 센서의 중심축에서 치우친 각도가 클수록 도달하는 음파의 강도가 약하며, 따라서 이러한 셀에서 비록 음파를 다른각도로 반사시켜도 주된 강도의 음파는 여전히 센서 전방의 물체를 감지할 확률이 높기 때문이다. 또한 점령확률이 곱해진것은 $P_v(\bar{o}i^k|M \cap A)$ 가 가상방향 확률이기 때문이다.

4. 다중반사경로를 고려한 Bayesian 지도형성모델

각 셀의 점령확률을 구하기 위해 A 를 과거의 정보, M 을 현재의 거리정보, $P(o_i|M \cap A)$ 를 A 와 M 이 주어진상황에서 i 셀의 점령확률이라 정의하고, 3장에서와 같이 Bayes 이론을 적용하면,

$$\frac{P(o_i|M \cap A)}{P(\bar{o}_i|M \cap A)} = \frac{P(M|o_i \cap A)}{P(M|\bar{o}_i \cap A)} \times \frac{P(o_i|A)}{P(\bar{o}_i|A)} \quad (11)$$

윗 식에서 $P(o_i|A)$ 는 과거의 정보로부터 이미 알고있는 값이며, 단지 $P(M|o_i \cap A)$ 가 미지값이다. $P(M|o_i \cap A)$, 즉 과거의 정보와 셀 i 에 물체가 있다는 가정하에 현재의 거리정보 M 이 얻어질 확률을 구하기 위해, 3장에서와 같은 방법으로 센서

로부터의 거리에 따라 셀들을 재배열하고, 각 셀들의 고유한, 음파를 정지시킬 확률 $P(H_i|A)$ 를 평가해야한다. 그러나 그림 2와같이 재 배열된 셀중에는 다중반사효과에 의해 실제 음파가 지나가지 않은 셀이 존재할 수 있다. 따라서 음파의 궤적내에 들어오는 셀들의 확률값을 평가하기 위해서는 각 셀들이 실제 음파의 궤적내에 위치할 확률 $P(w_i|A)$ 를 고려해야한다. 이 확률은 셀 i 이전의 셀들에서는 다중반사경로 현상이 발생하지 않아야하므로 다음과 같이 쓸 수 있다. 즉,

$$P(w_i|A) = P(\bar{m}p_1|A) \cdot P(\bar{m}p_2|A) \dots P(\bar{m}p_{i-1}|A) \quad (12)$$

윗식을 이용하여 $P(H_i|A)$ 는 다음식으로 구한다.

$$P(H_i|A) = [P(H_i|o_i) P(o_i|A)] P(w_i|A) + [1 - P(w_i|A)] P(H_i)_e \quad (13)$$

여기서 $P(H_i|o_i)$ 는 셀 i 에 물체가 있을때 음파가 그 셀에서 멈출확률로서 그 셀에 도달하는 음파의 강도와 방향의 함수이므로 다음과 같이 주어진다.

$$P(H_i|o_i) = P_D(r) P(\theta) P_v(o_i^k|A) \quad (14)$$

또한 (13)식에서 $P(H_i)_e$ 는, 셀 i 이전에서 다중반사현상이 발생했을때, 셀 i 와 같은 거리에 위치하면서 가정된 음파의 궤적 외부의 어떤 셀 i' 에서의 음파가 멈출 기대 확률값이다. 그러나 i' 셀의 위치는 알수가 없으므로 다음과 같이 센서로부터의 거리와 그 순간의 평균 점령확률로부터 근사적으로 구한다.

$$P(H_i)_e = [P_D(r) \cdot C] P(o)_{avg} \cdot \frac{1}{8} \quad (15)$$

여기서 $1/8$ 은 i 셀의 방향이 음파의 진행방향에 수직일 기대 확률값이며, C 는 물체 표면에서 음파가 반사될때 강도저하 계수, $P(o)_{avg}$ 는 평균점령확률이다.

(13)식으로부터 $P(M|o_i \cap A)$ 를 구하는 방법은 (7)식과 동일하며, 그 결과식은 다음과 같다.

$$\frac{P(M\bar{b}o_i \cap A) P(H_j \bar{b}o_i \cap A) P(H_j|M) + \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{m+j-n-1} P(\bar{H}_q \bar{b}o_i \cap A) P(H_{j+n} \bar{b}o_i \cap A) P(H_{j+n}|M)}{P(M\bar{b}o_i \cap A) P(H_j \bar{b}o_i \cap A) P(H_j|M) + \sum_{n=1}^{m+j-n-1} \prod_{q=j}^{m+j-n-1} P(\bar{H}_q \bar{b}o_i \cap A) P(H_{j+n} \bar{b}o_i \cap A) P(H_{j+n}|M)} \quad (16)$$

이제 (16)식을 (11)식에 대입하여 각 셀들의 점령확률을 평가, 갱신하게 된다.

5. 실험 및 고찰

실험에 이용된 로봇은 그림 5와 같이 후방의 두바퀴는 두개의 DC모터로 각각 구동되고 전방에는 하나의 보조바퀴가 부착되어있다. 로봇 주위에는 9개의 Murata 초음파 센서가 장착되어 있으며, 감지 가능 거리는 0.05 ~ 2m이다. 센서의 정보는 80486 컴퓨터를 이용하여 처리되며, 데이터 샘플

시간은 0.01초이다.

그림 6은 종이 상자, 책장 및 벽등으로 구성된 실험공간을 나타내며, 그 크기는 $3 \times 3m^2$ 이다. 그림 7은 이러한 실험공간에서 총 1700 개의 데이터로 재구성된 지도 (원시지도)를 나타낸다. 그림에서 실선은 로봇의 경로를 나타내며, 지도의 크기는 80×80 셀이고, 한 셀의 크기는 $0.04 \times 0.04m^2$ 이다. 또한 각 셀은 그 농도가 진할수록 점령확률이 높음을 나타낸다.

로봇이 작업을 수행하기위해서 필요로하는 주행지도를 작성하기위해서는 원시지도를 적당한 임계값을 설정하여 2진 영상지도를 작성할 필요가 있다. 이론적인 비점령과 점령셀의 임계값은 초기 확률값인 0.5이지만, 실제의 임계값은 이것보다 낮아야 한다. 이것은, 지도작성초기에는 각 셀의 방향에 대한 아무런 정보가 없기때문에 몇개의 다중반사 경로 현상에 의한 잘못된 정보에 의해 물체내부의 셀들의 확률값이 낮아지기때문이다. 정보가 증가할수록 물체의 외곽부분에 대응하는 셀들은 점차 확률값이 높아지지만 내부의 셀들은 음파가 도달할 수 없기때문에 다시 회복되지못한다.

초기확률(0.5)에 대한 원시지도의 평균점령확률값의 편차 (D_{avg})는 실제 실험공간에서 비점령영역과 점령영역이 차지하는 비율에 의한 편차 (D_{area})와 잘못된 정보로 낮아진 확률에 의한 편차(D_{false})의 합으로 나타낼 수 있다. 즉,

$$D_{avg} = D_{false} + D_{area} \quad (17)$$

D_{avg} 에 대한 D_{area} 의 영향은 다음과 같은 지도의 평균 엔트로피로부터 어느정도 줄일 수 있다. 즉,

$$E_{nor} = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N [P(o_i) \log_2(P(o_i)) + P(\bar{o}_i) \log_2(P(\bar{o}_i))] \right\} \quad (18)$$

여기서 N은 지도내의 총 셀의 갯수이다. 이 E_{nor} 는 지도내의 모든 확률값이 0.5일때 최대(1)가 되고, 각 셀의 확률값이 0 또는 1일때 최소값(0)이 되므로, 현재 지도의 갱신정도를 나타낸다고 볼 수 있다. 그러므로, 만약 P_E (또는 $1-P_E$)가(18)식으로부터 계산된 E_{nor} 에 대응되는 하나의 확률값이라면, 현재까지의 정보로는 P_E 보다 큰 확률을 가진 셀들은 비점령영역으로, $1-P_E$ ($P_E > 1-P_E$)보다 작은 확률의 셀들은 비점령영역으로 간주할 수 있다. 따라서, ($1-P_E$)와 P_E 사이의 값을 갖는 셀들의 평균 점령밀도(P_T)를 임계값으로 취함으로써 D_{area} 의 영향을 줄일 수 있다. 그림 7의 E_{nor} 는 0.373 bits였으며, 이것으로부터 $P_E=0.928$, ($1-P_E$) = 0.072, $P_T = 0.273$ 으로 평가되었으며, 그 결과인 2진영상 지도를 그림 8에 나타내었다.

실제 물체의 윤곽과 재구성된 지도의 윤곽을 정성적으로 비교하기위하여 2진영상 지도를 Laplacian Operator [14]를 이용하여 물체의 모서리를 추출하였으며, 그림 9에 실제 물체의 모서리 (실선)와 함께 나타내었다. 그림에서 보여지는 바와 같이 최대 위치오차는 2 셀크기정도였다.

그림 10에서 13은 지도형성 모델을 다른 실험환경에 직

용한 것이며, 앞경우와 비슷한 결과를 보여주고있다.

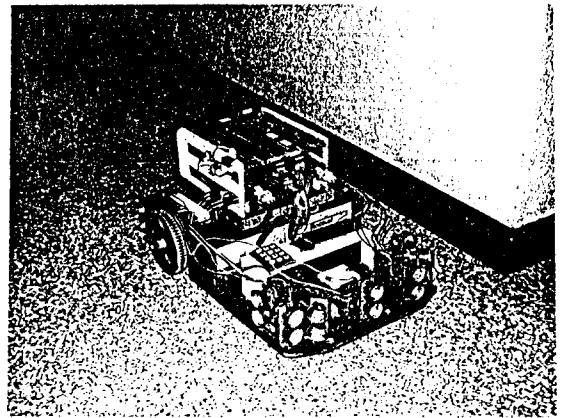


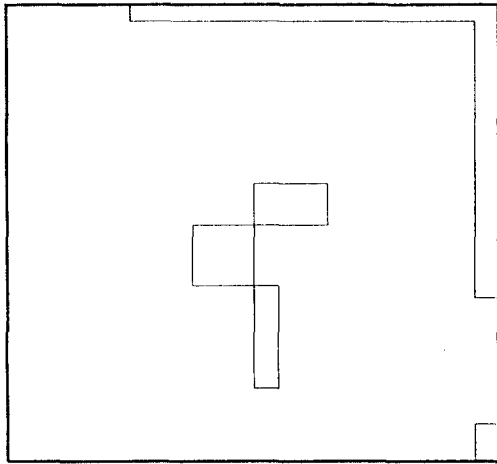
Fig. 5 Picture of GS-boy

6. 결론

본 연구에서는 거울반사가 심한 환경에서 초음파 센서를 이용하여 로봇의 주행에 필요한 지도를 작성할 수 있는 새로운 모델을 제안하고 실제 실험으로 그 유용성을 검증하였다. 초음파 센서의 다중반사경로현상은 주로 음파의 입사각에 의존하며, 이를 줄이기위해 각 셀의 방향확률을 평가하고, 이것으로부터 센서의 거리정보에 대한 신뢰도를 평가하여 점령확률을 갱신하였으며, 그 결과 최대 2 셀크기 이내의 오차로 물체의 윤곽을 재구성 할 수 있음이 확인되었다.

참고문헌

- [1] H.P.Moravec and A.Elfes, "High Resolution Maps from Wide Angle Sonar," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, St.Louis, pp.116-121,1985.
- [2] 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.
- [3] D.W.Cho, "Certainty Grid Representation for Robot Navigation by a Bayesian Method," *ROBOTICA*, Vol.8, pp.159-165, 1990.
- [4] 임종환, 조동우, "초음파센서를 이용한 자율이동로봇의 세튼티그리드 형성," 대한전기학회논문지, 제39권, 제4호, pp.386-392, 1990.
- [5] J.H.Lim and D.W.Cho, "Experimental investigation of mapping and navigation based on certainty grids using sonar sensor," *ROBOTICA*, Vol.11, pp.7-17, 1993.
- [6] J.H.Lim and D.W.Cho, "Physically Based Sensor Modeling for a Sonar Map in a Specular Environment," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France, pp.1714-1719, May 12-14 1992.
- [7] J. Borenstein and Y. Koren, "The Vector Field Histogram-Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots," *IEEE*



object	dimension (m)
a	0.15 x 0.66
b	0.36 x 0.39
c	0.51 x 0.3

Fig. 6 True map (environment A)

Transaction on Robotics and Automation, Vol.7, No.3, pp.278-288, June 1991.

- [8] J. Borenstein and Y. Koren, " Histogramic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, Vol.7, No.4, pp.535-539, August 1991.
- [9] R. Kuc and V.B.Viard, "A Physical Based Navigation Strategy for Sonar-Guided Vehicles," *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 10, No. 2, pp.75-87, April 1991.
- [10]Bozma and R. Kuc," Building a Sonar Map in a Specular Environment Using a Single Mobile Sensor," *IEEE Transaction on PAMI*, Vol.13, No.12, pp.1260-1269, December 1991.
- [11]J.H.Lim and D.W.Cho,"Specular Reflection Probability in the Certainty Grid Representation," To appear in *Trans. of ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*.
- [12]S.K.Nayar, K.Ikeuchi, T.Kanade, "Surface Reflection : Physical and Geometrical Perspectives," *In. Proc. of Image Understanding Workshop 1990*, pp.185-212, September 11-13 1990.
- [13]J.O.Berger, *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*, Springer-Verlag, New York,1985.
- [14]D.H.Ballard, *Computer Vision*, Prentice Hall, New Jersey, 1982.

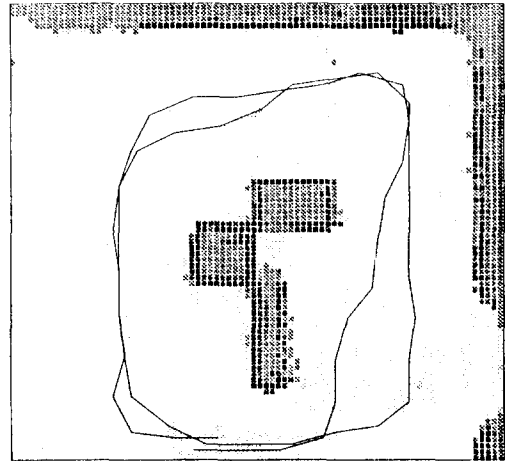


Fig. 7 Reconstructed map for environment A (raw map)

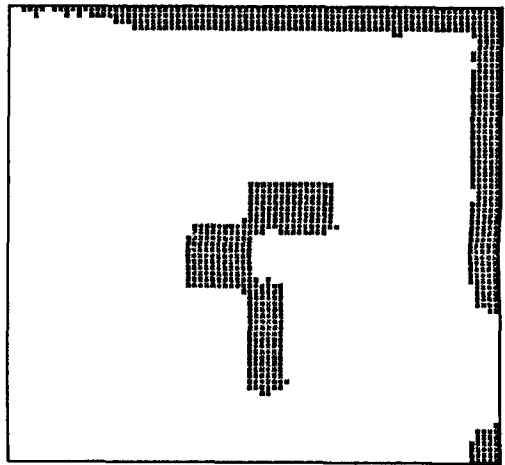


Fig. 8 Binary map for environment A

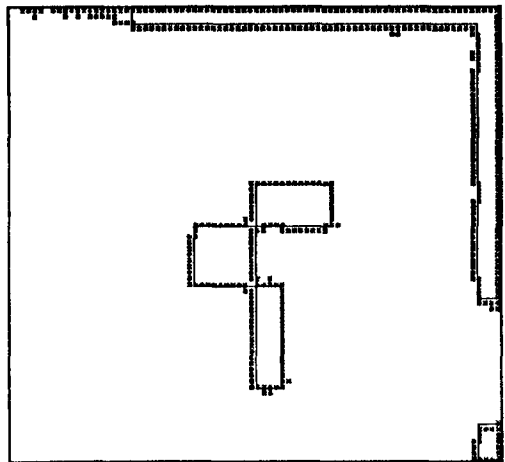
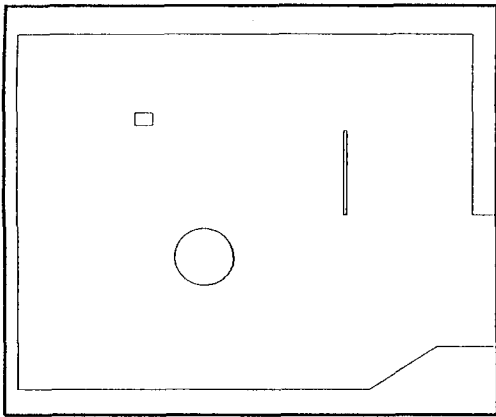


Fig. 9 Edge map for environment A



object	dimension (m)
a	0.02 x 0.56
b	0.115 x 0.085
c	radius = 0.19

Fig. 10 True map (environment B)

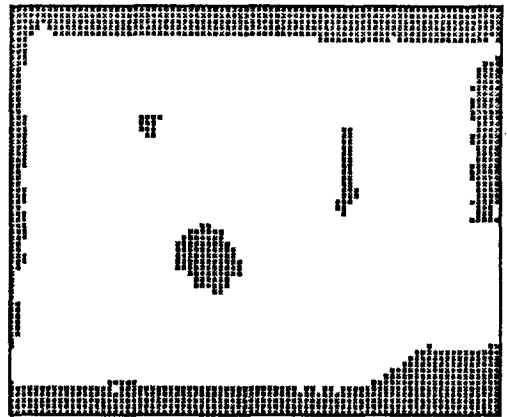


Fig. 12 Binary map for environment B

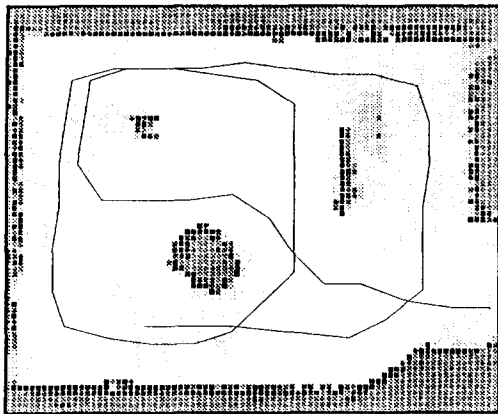


Fig. 11 Reconstructed map for environment B (raw map)

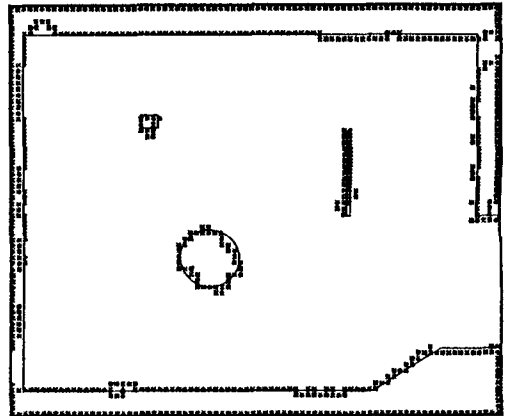


Fig. 13 Edge map for environment B