

단순화된 Bayes 확률이론에 의한 초음파 환경지도 형성

임종환* · 강승균**

Construction of a Sonar Environmental Map Based on Simplified Bayesian Probability Theory

Jong-Hwan Lim* and Seung-Kyun Kang**

ABSTRACT

An Autonomous Mobile Robot(AMR) is a mobile system capable of interpreting, planning and executing a given task without any external support. One of the prerequisites for AMR is the ability to perceive and generate a self consistent representation of the environment from sensor data in order to use them for solving a given task. For this purpose, Bayesian map building model is known as sound and effective method for construction of a probabilistic map of a robot's surroundings. It, however, needs a large amount of memory capacity, and would suffer from heavy computation costs when a real time execution is to be done on an on board computer. This study explores a simple and fast map building method by simplifying the existing Bayesian model. This model will drastically reduce the computation costs and hence can be used in a real time execution.

Key words : Simplified bayesian probability, grid map, bayesian model

1. 서론

자율이동 로봇은 외부의 도움 없이 스스로 상황이나 환경을 인식하고 주어진 과업을 수행하기 위한 계획을 수립 할 수 있어야 한다. 이를 위해서는 기본적으로 로봇주위 환경에 대한 신뢰성 있는 표현 수단이 필요하다. 이 수단은 주로 환경지도로 구체화되며 여러 가지 형태의 환경지도 형성 방법이 개발되어 있

다. 그 중 가장 대표적인 것이 초음파 센서에 의한 환경지도 형성이며, 이는 또 작업 공간을 여러 개의 그리드로 분할하고 각 그리드에 물체의 유무 정보를 할당하는 그리드형 초음파 지도¹⁻⁵⁾와, 물체의 외곽 형상(선, 모서리, 곡면)등을 추출하여 기하학적인 지도를^{6,7)} 형성하는 형상지도로 나눌 수 있다.

형상지도 형성 방법은 부분적으로는 아주 효과적이거나 물체가 밀집한 공간이나 서로 다른 기하학적인 형상이 만나는 부분 등에서는 구체적인 해결책이 없어 아직도 실제 적용에는 많은 제한을 받고 있는 방법이다⁷⁾. 반면에 그리드 형태의 초음파 지도는 구체적인 형상 추출이 불필요하므로 쉽게 지도 형성이 가능하

* 제주대학교 기계공학과, 산업기술연구소
Dept. of Mechanical Eng., Res. Inst. Ind. Tech., Cheju Nat'l Univ.
** 제주대학교 대학원
Graduate School, Cheju Nat'l Univ.

여 가장 널리 이용되고 있는 방법이다. 그리드 형태의 지도형성 또한 몇 가지 방법으로 분류되지만 대부분이 Bayes 확률이론에 근거한 확률지도 형성 방법에서 파생된 것이다.

초음파 센서는 값이 싸고, 사용이 간편하며, 거리정보가 직접적으로 이용가능하기 때문에 널리 쓰이는 센서중 하나이다. 그러나 초음파 센서는 대부분의 실제 물체에 대해서 정반사(Specular Reflection)가 일어나므로 센서 정면의 최근접 물체가 감지되지 못하고 여러 번 다른 물체에 반사되는 다중반사 경로 현상이 발생한다⁸⁾. 또한, 레이저나 적외선 센서와는 달리 음파가 전파되는 방향이 센서의 중심각을 기준으로 전방향으로 퍼져나가는 특징을 가지고 있는데, 일반적으로 50° 정도를 유효 감지각으로 규정한다. 따라서 물체에 대한 거리정보가 들어왔다 해도 구체적인 물체의 방향을 알 수가 없기 때문에 서로 다른 위치에서 여러 방향의 거리 데이터를 입수한 후 그 데이터를 확률적으로 처리하여 물체의 구체적인 위치를 판단함이 가장 합리적이다.

이와 같이 초음파 센서 정보를 확률적으로 처리하여 지도를 형성하는 방법을 처음 시도한 것이 Moravec과 Elfes⁴⁾의 Bayes 확률지도 형성방법이다. 이 후 임^{1,8,9)} 등은 Moravec과 Elfes가 고려하지 못한 다중반사 경로 현상을 물체의 방향확률을 도입하여 해결함으로써 훨씬 신뢰성 있는 지도형성 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법들은 많은 양의 메모리가 필요하며 무엇보다도 데이터 처리 시간이 과중해서 실시간 적용에 어렵다는 단점을 가지고 있다.

본 연구에서는 이와 같은 단점을 극복하기 위해 Bayes 확률 지도 작성 방법을 몇 가지 가정을 도입하여 단순화시킴으로서 데이터처리 시간을 훨씬 단축시키는 방법을 제안한다. 2장에서는 기존의 Bayes 방법을 간략히 언급하고, 3장에서 이것을 단순화시킨 모델을 소개하며, 4장에서 실제 로봇을 이용한 실험을 통하여 그 유용성을 입증한다.

II. Bayes 확률지도

확률지도란 Fig. 1과 같이 작업공간을 여러 개의

그리드로 분할한 다음 각 그리드에 물체가 있을 확률을 평가하여 할당하여 나타내는 것이다.

Fig. 1에서 로봇이 A위치에서 R_1 이라는 거리정보가 들어왔다고 가정하자. 이 경우 가장 먼저 고려해야 할 것은 이 거리정보가 올바른 것인가 하는 점이다. 즉, 다중 반사에 의해 여러번 반사되어 R_1 이 실제 물체와 센서 사이의 거리보다 더 먼 값일 확률(다중반사 확률)을 평가해야 한다. 임^{1,8,9)} 등은 각 그리드의 점령확률뿐만 아니라 방향확률을 함께 평가함으로써 이 확률을 평가하는 방법을 제시한바 있다.

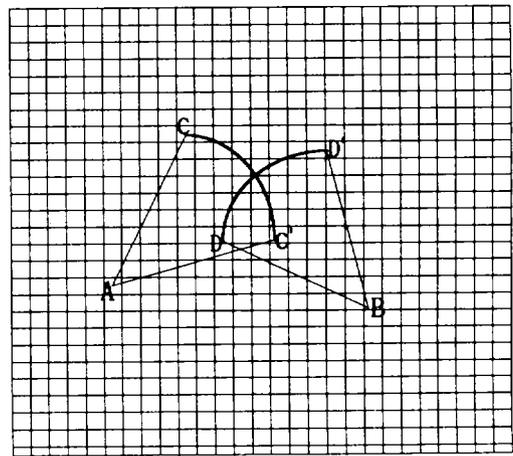


Fig. 1 Example of a probability map

다음으로 R_1 이라는 데이터가 다중반사에 의한 것이 아니라고 할 때 실제 물체가 어디에 위치하고 있는가 하는 것을 고려해야 한다. 이 경우 가장 합리적인 것은 부채꼴 형상의 원호부분 어디인가 물체가 존재할 것이라는 가정이다. 따라서 호 C와 C'에 걸쳐지는 그리드는 전부 점령확률이 올라가야 하는 반면에 부채꼴 내부에 존재하는 그리드는 점령확률이 떨어져야 한다.

로봇이 B위치로 이동한 다음 R_2 라는 새로운 정보가 들어왔을 때도 같은 방법으로 호 D와 D'에 걸쳐지는 그리드의 확률이 올라가며 결국 이 두 거리 정보에 의해 가장 점령확률이 높아지는 그리드는 두 호가 교차하는 지점에 해당하는 그리드가 될 것이다. 이와 같은 원리를 Bayes 확률이론에 적용하는 방법

은 다음과 같다. A와 B를 각각 R₁과 R₂라는 거리 정보가 입수된 사건이라 정의하고 o를 고려하는 그리드의 점령확률이라 하면 Bayes 조건 확률식은 다음과 같이 주어진다¹⁾.

$$P(o|B \cap A) = \frac{P(B|o \cap A) \times P(o|A)}{P(B|o \cap A) \times P(o|A) + P(B|\bar{o} \cap A) \times P(\bar{o}|A)}$$

$$P(\bar{o}|B \cap A) = \frac{P(B|\bar{o} \cap A) \times P(\bar{o}|A)}{P(B|o \cap A) \times P(o|A) + P(B|\bar{o} \cap A) \times P(\bar{o}|A)} \quad (1)$$

여기서 \bar{o} 는 o의 여사건 즉 물체가 없을 확률이다. 위 두 식의 비는 유명한 Bayesian Likelihood 식이며 다음과 같다.

$$\frac{P(o_i|B \cap A)}{P(\bar{o}_i|B \cap A)} = \frac{P(B|o_i \cap A)}{P(B|\bar{o}_i \cap A)} \times \frac{P(o_i|A)}{P(\bar{o}_i|A)} \quad (2)$$

위 식에서 첨자 i는 점령확률을 평가하고자 하는 특정 그리드를 나타내며 P(o_i|A)는 R₁ 즉 이전까지의 사건들에 의한 점령확률을 의미하므로 이미 그리드에 계산되어 있는 확률 값이고 P(\bar{o}_i |A)는 그 여사건 확률이므로 알고 있는 값이다. 구하고자 하는 확률은 P(o_i|B ∩ A) 즉 이전까지의 정보와 새로운 정보 R₂가 발생했다는 가정 하에 그리드 j의 점령확률이 되며 P(\bar{o}_i |B ∩ A)는 여사건 확률이므로 우변의 P(B|o_i ∩ A)와 P(B|\bar{o}_i ∩ A)를 구하는 문제로 귀착된다.

P(B|o_i ∩ A)는 지금까지의 거리정보가 들어온 사건, 즉 각 그리드에 현재까지의 정보에 의해 계산되어진 확률과 현재 고려하는 그리드에 물체가 존재한다는 가정 하에 새로운 현재정보 R₂가 들어올 확률을 의미한다. 이 확률은 센서의 음파가 B점을 출발하여 부채꼴 원호내의 모든 그리드를 통과해야 하고 원호에 해당하는 어느 부분에선가 반사되어 다시 센

서로 수신될 확률이다. 이것을 구하기 위해 부채꼴 원호내의 모든 그리드를 센서위치에서의 거리에 따라 Fig. 2와 같이 재배열한다.

Fig. 2에서 1부터 j번째 그리드는 비점령영역, 즉 부채꼴 내부에 존재하는 그리드들이며 j+1부터 j+m까지 m개의 그리드는 원호 부분에 해당하는 점령영역 그리드들이다. 이와 같이 1차원으로 재배열하는 이유는 일단 음파가 어떤 그리드에서 반사되어 센서로 수신되면 그 그리드 보다 먼 곳에 위치한 그리드는 거리정보를 줄 기회가 상실되기 때문이다.

재배열과 각 그리드는 각기 센서의 음파를 멈출 확률, 즉 음파가 그리드에서 반사되어 센서로 다시 수신되어 거리정보를 줄 확률을 갖는다. 이 확률은 다른 그리드와는 무관한 것으로서 P(H_n|o_i ∩ A)로 정의하면 P(B|o_i ∩ A)는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P(B|o_i \cap A) = P(\bar{H}_1 | o_i \cap A) P(\bar{H}_2 | o_i \cap A) \cdots P(\bar{H}_j | o_i \cap A) P(H_{j+1} | o_i \cap A) P(H_{j+1} | B) + P(\bar{H}_{j+1} | o_i \cap A) P(H_{j+2} | o_i \cap A) P(H_{j+2} | B) + \cdots + P(\bar{H}_{j+1} | o_i \cap A) P(\bar{H}_{j+2} | o_i \cap A) \cdots P(\bar{H}_{j+m-1} | o_i \cap A) P(H_{j+m} | o_i \cap A) P(\bar{H}_{j+m} | B) = \sum_{k=1}^{j+m} \prod_{i=1}^{j+k-1} P(\bar{H}_i | o_i \cap A) P(H_{j+k} | o_i \cap A) P(H_{j+k} | B) \quad (3)$$

즉, P(B|o_i ∩ A)는 점령영역의 j+1번째 그리드에서 R₂가 들어올 확률부터 j+m번째 그리드에서 R₂가 들어올 확률을 합한 것이 되며, 각각의 점령그리드에서 R₂가 들어올 확률은 그 그리드 보다 앞에 위치한 그리드는 전부 센서의 음파를 통과시켜야 하며 그 그리드에서 멈추어야 하므로 (3)식과 같이 쓸 수 있다. (3)식에서 P(H_{j+k}|B)는 B라는 사건, 즉 R₂가 발생했다고 가정할 때 그것이 j+k 그리드일 확률로서 j+1부터 j+m까지의 합이 1이 되어야 한다. 같은 방법으로 P(B|\bar{o}_i ∩ A)는 다음과 같이 유도된다.

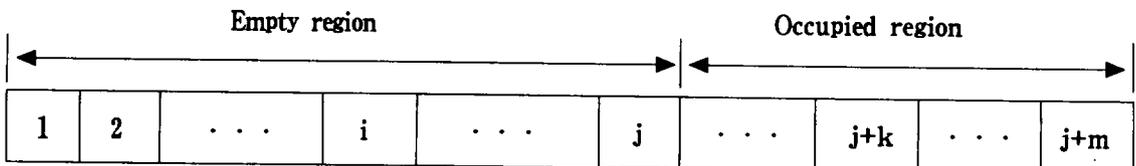


Fig. 2 Rearranged grids

$$P(B | \bar{o}_i \cap A) = \sum_{i=1}^n \prod_{k=1}^{i-1} P(\bar{H}_k | \bar{o}_k \cap A) P(H_{i,k} | \bar{o}_i \cap A) P(H_{i,k} | B) \quad (4)$$

이제 (3)과(4)식의 비율 구하면.

$$\frac{P(B | o_i \cap A)}{P(B | \bar{o}_i \cap A)} = \frac{\sum_{i=1}^n \prod_{k=1}^{i-1} P(\bar{H}_k | o_k \cap A) P(H_{i,k} | o_i \cap A) P(H_{i,k} | B)}{\sum_{i=1}^n \prod_{k=1}^{i-1} P(\bar{H}_k | \bar{o}_k \cap A) P(H_{i,k} | \bar{o}_i \cap A) P(H_{i,k} | B)} \quad (5)$$

결국 $P(B | o_i \cap A)$ 를 평가하기 위해서는

$P(H_n | o_i \cap A)$ 와 $P(\bar{H}_n | \bar{o}_i \cap A)$ 그리고

$P(H_{i,k} | B)$ 를 구해야 한다는 것으로 귀착된다.

$P(H_n | o_i \cap A)$ 를 구하기 위해 먼저 다음과 같이 각 그리드가 독립적으로 음파를 멈출 확률 $P(H_n | o_n)$ 을 정의한다. 이 확률은 그리드 n에 물체가 있다고 가정할 때 센서가 그것을 감지할 확률로서 도달하는 음파의 강도에 따른 함수이므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P(H_n | o_n) = P(r)P(\theta) \quad (6)$$

$P(r)$ 과 $P(\theta)$ 는 그림 3과 같은 형상을 갖는데, 센서로부터 그리드 n까지 거리가 멀수록, 그리고 센서의 중심각으로부터 치우쳐 있을수록 도달하는 음파의 강도가 저하됨을 나타낸다.

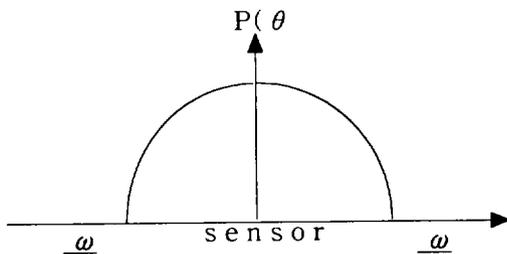
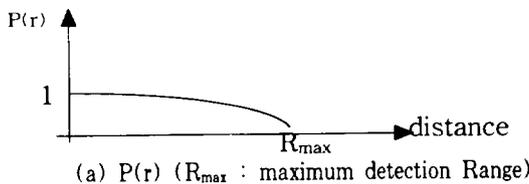


Fig. 3 $P(r)$ and $P(\theta)$

다음으로 지금까지의 정보에 따른 그리드 n이 센서의 음파를 멈출 확률 $P(H_n | A)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P(H_n | A) = P(H_n | o_n)P(o_n | A) + P(H_n | \bar{o}_n)P(\bar{o}_n | A) \quad (7)$$

우변의 두 번째 항은 그리드 n에 물체가 없음에도 불구하고 음파가 그 자리에서 멈출 확률로서 아주 작은 값을 갖는다. (7)식을 이용하여 $P(H_n | o_i \cap A)$ 는 다음과 같이 구할 수 있다. 먼저 i와 n이 다르다면 이 확률은 i번째 그리드와는 무관하므로

$$\begin{aligned} P(H_n | o_i \cap A) &= P(H_n | \bar{o}_i \cap A) \\ &= P(H_n | o_n)P(o_i | A) + P(H_n | \bar{o}_n)P(\bar{o}_i | A) \end{aligned} \quad (8)$$

이 되고, $i=n$ 이면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P(H_i | o_i \cap A) &= P(H_i | o_i) \\ P(H_i | \bar{o}_i \cap A) &= P(H_i | \bar{o}_i) \end{aligned} \quad (9)$$

III. 단순화된 Bayesian 지도 형성법

3.1. $P(H_n | o_i \cap A)$

(6)식은 R_2 라는 거리 정보가 들어왔을 때 반드시 음파가 그리드 n을 지나간다는 가정이 포함된 것이다. 그러나 실제에 있어서는 다중반사 경로현상으로 인해 그리드 n보다 앞에 위치한 그리드에서 반사가 일어나 다른 쪽으로 음파가 진행되는 경우가 발생하므로 그리드 n에 음파가 도달한 확률이 추가로 고려되어야 한다. 임^{4,8,5)} 등은 이것을 그리드의 방향확률을 정의하여 해결하는 MBM 모델을 제안한바 있다. 이 MBM모델을 Moravec²⁾이 제안한 원래의 모델보다 훨씬 효과적이지만 여전히 많은 메모리와 계산시간을 요구하는 것이므로 본 연구에서는 이것을 다음과 같이 단순화하는 방법을 제안한다.

음파가 고려하는 그리드 n에 도달하는지 여부는 그 그리드 앞에서 다중반사가 발생하느냐의 여부와 같은 의미이다. 이것은 사건 B 즉 R_2 가 다중반사에 의한 것이 아니라는 신뢰성과 연관되므로 다음과 같

이 R_2 에 대한 신뢰성 인자 (Range Confidence Factor : RCF)를 정의한다.

$$RCF = \left(1 - \frac{R_2}{R_{max}}\right)^k \quad (10)$$

Fig. 4는 RCF의 형상을 나타내며, R_2 가 짧을 때는 다중반사가 일어나도 반사파의 일부를 수신부로 반사되어 올바른 거리 정보가 들어올 확률이 높으며, R_2 값이 클수록 이러한 확률이 극히 떨어짐을 표현하고 있다

(10) 식을 이용하여 $P(H_n | o_i \cap A)$ 를 다시 정의하면 다음과 같다.

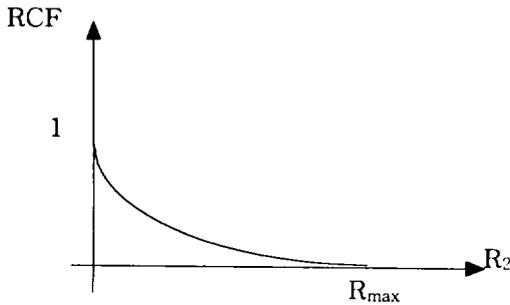


Fig. 4 Profile of the RCF

$$\begin{aligned} P(H_n | o_i \cap A) &= P(H_n | \bar{o}_i \cap A) \\ &= P(H_n | o_n)P(o_i | A)RCF + (1 - RCF)P(o | A)_s \end{aligned} \quad (11)$$

(11)식에서 우변의 두 번째 항은 다중반사에 의해 실제로 음파가 다른경로로 반사되어 R_2 라는 거리값이 나올 확률로서 다중반사가 발생할 확률(1-RCF)와 각 그리드의 평균 점령확률 $P(o | A)_s$ 의 곱으로 표현할 수 있다. 또한 $i=n$ 인 경우는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P(H_i | o_i \cap A) &= P(H_i | o_i)RCF + (1 - RCF)P(o | A)_s \\ P(H_i | \bar{o}_i \cap A) &= (1 - RCF)P(o | A)_s \end{aligned} \quad (12)$$

3.2. 점령확률 평가

비점령영역

i 가 비점령 영역에 속하는 그리드 일 때 (5)식은 (10)식과 (12)식을 이용하면 $P(H_i | \bar{o}_i \cap A)$ 이외의 확률 값은 분자와 분모에 같은 값으로 들어가므로,

$$\frac{P(B | o_i \cap A)}{P(B | \bar{o}_i \cap A)} = \frac{1 - (P(H_i | o_i)RCF + (1 - RCF)P(o | A)_s)}{1 - (1 - RCF)P(o | A)_s} \quad (13)$$

와 같이 간단한 식으로 귀착된다.

점령영역

i 가 점령영역에 속하는 그리드 일 때 (5)식은 1부터 $j-1$ 까지의 확률들을 분자 분모에 같은 값이 되도록 서로 상쇄되고 다음과 같이 된다.

(14)식은 고려되는 그리드 앞에 위치한 그리드에서 음파가 통과한 확률이 곱해지는 항 때문에 상당히 복잡해짐을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{P(B | o_i \cap A)}{P(B | \bar{o}_i \cap A)} &= \frac{P(H_{j-1} | o_i \cap A)P(H_{j-1} | B)}{P(H_{j-1} | \bar{o}_i \cap A)P(H_{j-1} | B)} \\ &+ \frac{\sum_{k=2}^j \prod_{l=1}^{k-1} P(\bar{H}_{l-1} | o_i \cap A)P(H_{l-1} | o_i \cap A)P(H_{l-1} | B)}{\sum_{k=2}^j \prod_{l=1}^{k-1} P(\bar{H}_{l-1} | \bar{o}_i \cap A)P(H_{l-1} | \bar{o}_i \cap A)P(H_{l-1} | B)} \end{aligned} \quad (14)$$

그러나 점령영역에 속하는 그리드들은 센서로부터의 거리가 거의 동일하므로 거리에 따른 순서가 큰 의미가 없다고 볼 수 있다. 이와 같은 가정을 하면 고려되는 그리드보다 앞에 위치한 그리드에서 음파가 통과해야 한다고 생각할 필요가 없으므로 곱으로 표현되는 항이 불필요하게 되며 $P(H_{j+1} | B)$ 또한 모든 면에서 같은 확률을 갖는다. 따라서 (14)식은 다음과 같이 간략화 된다.

$$\frac{P(B | o_i \cap A)}{P(B | \bar{o}_i \cap A)} = \frac{\sum_{k=1}^j P(H_{j+k} | o_i \cap A)}{\sum_{k=1}^j P(H_{j+k} | \bar{o}_i \cap A)} \quad (15)$$

이제 (13)식과 (15)식을 이용하여 매 센서의 거리 정보가 입수될 때마다 각 그리드의 확률을 갱신할 수 있다.

IV. 실험 및 고찰

제안된 방법을 그림 5와 같은 형상의 Nomad 로봇을 이용하여 실험으로 검증하였다. 이 로봇은 전 방향으로 16개의 polaroid 초음파 센서가 22.5간격으로 장착되어 있다. 데이터 샘플링 타임은 1초이며 단위 샘플링당 16개의 초음파거리 데이터와 위치 데이터가 586PC로 송신되고, PC에서 확률지도를 작성하였다. 초음파 센서의 최대 감지 거리는 10m이며 최소 감지 거리는 15cm이다.

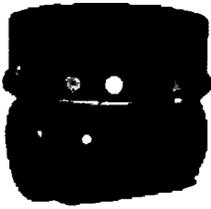
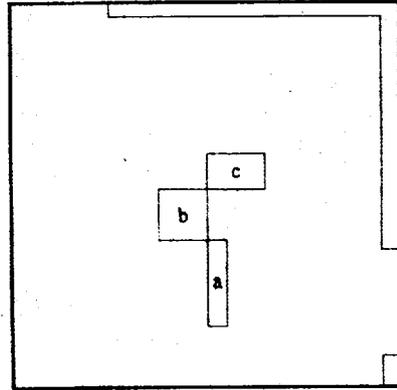


Fig. 5 Nomad scout mobile robot



object	dimension
a	0.15×0.66
b	0.36×0.39
c	0.51×0.3

Fig. 6 The true map

Fig. 6은 실험 환경으로서 4m×4m의 실내 환경이며 내부에 그림과 같이 종이 상자를 배치하였다. 총 1700개의 data로부터 그려진 확률 지도를 Fig. 7에 나타내었다. 그림에서 그리드의 크기는 0.04×0.04m²이며, RCF식의 파라메터 K=1.2로 하였다. 그림에서 실선은 임의로 정한 로봇의 이동경로를 나타내며 데이터 당 평균 소요시간은 0.05초였다. 지도의 질을 평가하기 위해 다음과 같은 평균 엔트로피 식을 정의하였다.

$$E_{nor} = \frac{1}{N} \left\{ \left[\sum_i (P(o_i) \log_2(P(o_i)) + P(\bar{o}_i) \log_2(P(\bar{o}_i))) \right] \right\} \quad (15)$$

윗 식에서 N은 총 그리드 수이고, E_{nor}은 모든 확률이 0.5(미지값)일 때 1로서 최대값을 갖고 각 그리드의 확률이 0이나 1로 접근할수록 0으로 수렴한다. 따라서 이 값이 작을수록 확률 갱신이 잘 되었음을 나타낸다. Fig. 7의 E_{nor}은 0.373 bits였으며 이것에 대응되는 확률은 0.928 또는 0.072이다. 즉 확률이 0.928 이상은 점령 그리드, 0.072이하는 비 점령 그리드를 의미한다.

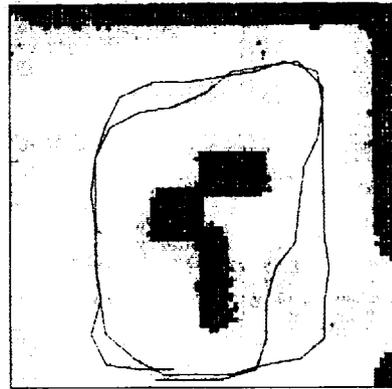


Fig. 7 Reconstructed map

점령과 비 점령으로 분류된 이외의 그리드들의 확률 값의 평균은 0.237이었으며 이 값을 기준으로 이진값 지도(binary map : 0 또는 1의 값을 갖는 그리드로 구성된 지도)를 구성한 결과가 Fig. 8에 나타나 있다. Fig. 9는 실제 지도와 확률지도를 비교하기 위해 이진값 지도의 외곽만 추출한 것과 실제 지도를 동시에 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 실제 물체의 윤곽과 위치가 잘 일치함을 알 수 있다.

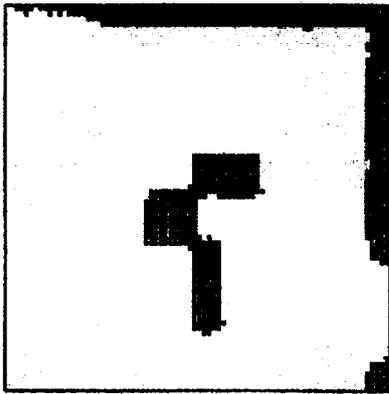


Fig. 8 Binary map

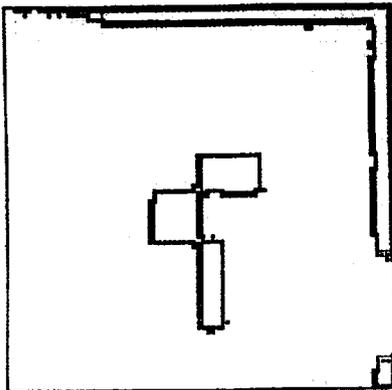


Fig. 8. Edge map

V. 결 론

본 연구에서는 이동로봇의 자율 항해를 위한 초음파 센서를 이용한 확률지도를 구성하는 방법을 제시하였다.

기존의 Bayesian 확률지도 구성 방법이 상당한 계산시간을 요구한다는 단점을 개선하기 위해 적당한 가정 하에 이것을 단순화 시켰으며, 실제 로봇을 이용한 실험으로 그 유용성을 검증하였다.

참고문헌

- 1) H. P. Moravec and A. Elfes, 1985. High Resolution Maps from Wide Angle Sonar. *IEEE International Conference on Robotics Automation*. St.Louis. pp.116-121.
- 2) H. P. Moravec, 1988. Sensor Fusion in Certainty Grid for Mobile Robots. *AI Magazine*. Vol.9. No.2. pp.61-74.
- 3) D. W. Cho and H. P. Moravec, 1989. A Bayesian Method for Certainty Grids. *AAAI Spring Symposium on Robot Navigation*. Stanford CA. pp.57-60.
- 4) J. H. Lim and D. W. CHO, 1991. Physically Based Sensor Modeling for sonar Map in a Specular Environment. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Nice, France. pp.1714-1719. May 12-14.
- 5) J. Borenstein and Y. Korean, 1989. Real-time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol.19. No.6. pp.1179-1187.
- 6) J. Leonard and H. Durrant-Whyte, 1991. Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. Vol.7. No.3. pp.3667-382. June.
- 7) J. Leonard. H. F. Durrant-Whyte, 1992. Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation. Kluwer Academic publishers.
- 8) 임종환, 1994. Map Construction, Exploration, and Position Estimation for an Autonomous Mobile Robot using Sonar Sensors. 포항공과대학교 박사 학위논문.
- 9) J. H. Lim and D. W. Cho, Specular Reflection Probability in Certainty Grid Representation, to appear in *Trans. of ASME Journal of Dynamic System, Measurement and Control*.