

초음파 센서를 이용한 자율 이동 로봇의 썬튼티 그리드 형성

Sonar-Based Certainty Grids for Autonomous Mobile Robots

林 鍾 桓* · 曹 東 佑**
(Jong-Hwan Lim · Dong-Woo Cho)

요 약

본 연구는, 자율 이동 로봇의 주행에 필요한, 불완전한 센서 정보를 확률적으로 처리하는, 초음파 센서에 기초한 썬튼티 그리드 형성에 관한 것이다. 로봇의 주의 환경을 나타내기 위해서 초음파 센서로부터의 레인지 값(range data)을 이용한다. 이 레인지 값은 센서 앞에 존재하는 물체의 위치를 알려주며, 이것으로부터 각 cell에 주어질 점령(occupied) 또는 비점령(empty) 확률이 계산된다. 본 연구에서는 종래의 경험적 확률 계산 방식에서 나타난 한계점을 극복하기 위하여 Bayesian formula를 도입한 새로운 이론을 제시한다. 이 새로운 이론은 초음파 센서뿐만 아니라 다른 여러 종류의 센서에도 적용될 수 있는 것이다. 그리고 시뮬레이션과 실험을 통하여 그 실용성 여부를 검증한다. 본 연구는 또한, 초음파 센서와 같은 넓은 구경의 센서가 비 점령 영역의 감지에 효과적이며, 종류가 다른 센서들의 복합적 사용에 대한 가능성을 제시한다.

Abstract- This paper describes a sonar-based certainty grid, the probabilistic representation of the uncertain and incomplete sensor knowledge, for autonomous mobile robot navigation. We use sonar sensor range data to build a map of the robot's surroundings. This range data provides information about the location of the objects which may exist in front of the sensor. From this information, we can compute the probability of being occupied and that of being empty for each cell. In this paper, a new method using Bayesian formula is introduced, which enables us to overcome some difficulties of the Ad-Hoc formula that has been the only way of updating the grids. This new formula can be applied to other kinds of sensors as well as sonar sensor. The validity of this formula in the real world is verified through simulation and experiment. This paper also shows that a wide angle sensor such as sonar sensor can be used effectively to identify the empty area, and the simultaneous use of multiple sensors and fusion in a certainty grid can improve the quality of the map.

1. 서 론

*正 會 員 : 浦項工大 電子電氣工學科 助教授 · 工博

**正 會 員 : 浦項工大 電子電氣工學科 碩士課程

接 受 日 字 : 1989年 8月 18日

1 次 修 正 : 1990年 1月 22日

연구 목적뿐만 아니라 실제 산업에서도 그 응용 범위를 넓히기 위해 매니플레이터와 더불어 자율

이동 로봇의 개발이 그 필요성을 더하고 있다.

자율 이동 로봇이란 미지의 환경에서 스스로 작동할 수 있는 로봇을 의미하며, 이를 위해서는 우선 주어진 환경에서 자신과 물체들의 위치 파악이 필요하고 다음으로 길을 찾아내어 장애물을 피해 목적지에 도달하는 과정이 필요하다.

이런 단계 중 가장 기본적이면서도 어려운 것은 어떻게 로봇이 자신의 주위 환경을 알아 내는가 하는 것이다. 이 기초적인 작업은 주로 센서를 이용하여 로봇과 물체의 상대위치를 알아냄으로서 수행된다.

그러나 불행히도 어떤 센서도 그런 기능을 완벽하게 수행하지 못한다. 이런 어려움을 극복하기 위해 제안된 방법 중의 하나는 센서로부터의 정보를 확률로 처리하는 것이다. H.P. Moravec[1]은 이 문제 해결을 위해 주위 공간을 작은 cell로 나누어 각각의 cell에 확률로 계산된 값을 주어 전체 공간을 나타내는 써튼티 그리드(Certainty Grid) 개념을 처음으로 시도했다. 그는 확률 계산에 있어서 한 cell의 점령확률과 비점령확률이 서로 독립적이라는 가정하에, 하나의 센서정보로부터 점령확률과 비점령확률을 각각 따로 계산하여 최종적으로 두 확률 중 높은 확률을 택하였다. 따라서 한 cell의 확률값의 합이 1이 넘는 경우도 있으며, 점령확률이 높음에도 불구하고 비점령 확률이 그보다 더 높으면 그 cell은 비점령으로 보는 thresholding 상의 문제, 지금까지 누적된 정보로부터 계산된 확률값과 새로들어온 하나의 정보로부터 계산된 확률값의 비중(weight)을 같게 주는 문제 등으로 지도의 질이 매우 떨어졌다. 그후 좀더 개선된 지도를 그리기 위해 Bayes이론을 도입했으나, 단지 경험적인 방법으로 그려진 지도를 하나로 통합하는 정도에 머물렀다. [2]

한편 Matthies와 Shafer[3]은 스테레오 비전을 이용하여 3차원 데이터를 얻었으며, 이를 로봇의 진로 결정에 이용하였다. 또한 센서의 한계성을 극복하는 방법으로 서로 다른 종류의 센서를 동시에 이용하여 불완전성을 줄이는 연구도 진행되었다. [4] 즉, 넓은 구경의 초음파 센서와 극단적으로 좁은 구경의 스테레오 비전 데이터를 결합하여, 서로의 단점을 보완하며, 장점을 강조할수 있도록 하는 시도가 있었으며, 앞으로의 연구 방향에 대한 제시가 되었다.

이러한 일련의 연구가 대체적으로 성공적이긴 했으나, 보다 개선된 지도를 그리기 위해 좀더 확실한 이론의 정립이 요구되었으며, 그 일환으로 Bayes이론을 더욱 넓게 이용하는 연구가 이루어

졌으며, 최근에 와서는 센서로부터 정보 처리 전반에 걸쳐 Bayes이론을 도입한 새로운 모델이 정립되는 성과를 올리게 되었다. [5]

본 연구에서는, 센서의 종류에 따라 달라지는 beam의 구경에 제한을 두지않으므로, 모든 종류의 센서에 적용 가능하고, 조건확률을 도입하여 종래의 경험적인 방법에서 나타난 문제점을 해결할 수 있는 새로운 이론을, 베이지안 방법을 근간으로 하여 정립하고자 하였으며, 동시에 그 타당성을 시뮬레이션과 실험을 통해 고찰하였다. 구경이 넓은 센서를 대상으로하여 이론을 전개하였으므로, 그보다 좁은 구경의 대부분의 다른 센서들에도 적용이 용이할 것이다.

2장에서는 Bayes이론을 기본으로 한 확률 계산식의 유도 과정을 보이고, 3장에서는 시뮬레이션과 실험의 결과를 보여주고 있으며, 이에 관한 타당성과 문제점을 4장에서 고찰한다. 마지막으로, 유도된 결론을 5장에서 제시한다.

2. 이론적 배경

2.1 써튼티 그리드

써튼티 그리드란 그림1과 같이 2차원 또는 3차원 공간을 모자이크상의 cell로 구분하여 각각의 cell에 어떤 확률값이 주어진 것을 의미한다. 각 cell은 물체에 점령되어있을 확률(P_{occ})과 점령되어 있지않을 확률(P_{emp})이 주어지며 P_{occ} 와 P_{emp} 사이에는,

$$P_{occ} + P_{emp} = 1, \tag{1}$$

인 관계가 성립하므로 실제 cell은 P_{occ} 만으로 그 구성이 가능하다.

종래의 방법은 P_{occ} 와 P_{emp} 는 서로 완전히 독립적인 것으로 가정하여 각각을 분리시켜 새로운 확률을 계산하는 방식이었다. 그러나 실제로 이 두 확률값은 위와 같은 관계가 존재하기 때문에 본 연구에서는 독립확률 이론 대신에 조건 확률 이론으로 다루었다. 이런 접근 방법은 이전의 방법에

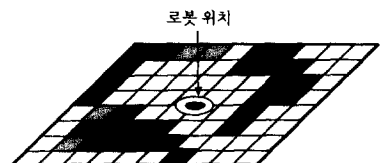


그림 1 써튼티 그리드(Certainty Grid)의 예
Fig. 1 An Example of Certainty Grid

비해 복잡성이 따르기는 하지만 식(1)을 만족하므로 지도의 신뢰성은 개선된다.

2.2 베이저안 업데이트 모델(Bayesian Updating Model)

P_{occ} 와 P_{emp} 의 관계를 구하기 위해 다음과 같은 조건 확률을 생각해 보자. $P(A|B)$ 를 B 라는 사건이 발생했다는 가정하에, 사건 A 가 발생할 확률이라고 하면 조건 확률의 정의에 의해,

$$p(A|B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad (2)$$

가 된다. 여기서 $p(B)$ 는 다른 조건 없이 B 사건이 발생할 확률이다. 또한 확률의 성질에 의해,

$$p(A|B) + p(\bar{A}|B) = 1 \quad (3)$$

이 성립한다. $p(\bar{A}|B)$ 는 $p(A|B)$ 의 여사건 확률의 의미한다.

일반적으로 사건 A 와 사건 B 가 발생했다는 가정하에서의 조건 확률식은 Bayes이론[6]에 의해 다음과 같이 주어진다.

$$p(o|B \cap A) = \frac{p(B|o \cap A) \times p(o|A)}{p(B|o \cap A) \times p(o|A) + p(B|\bar{o} \cap A) \times p(\bar{o}|A)} \quad (4)$$

$$p(o|B \cap A) = \frac{p(B|\bar{o} \cap A) \times p(\bar{o}|A)}{p(B|o \cap A) \times p(o|A) + p(B|\bar{o} \cap A) \times p(\bar{o}|A)} \quad (5)$$

$p(o)$ 를 어떤 특정한 cell의 점령 확률, A 를 이미 들어온 정보, B 를 새로운 정보로 정의하고, (4)식을 (5)식으로 나누면 다음식을 얻게 된다.

$$\frac{p(o|B \cap A)}{p(\bar{o}|B \cap A)} = \frac{p(B|o \cap A)}{p(B|\bar{o} \cap A)} \times \frac{p(o|A)}{p(\bar{o}|A)} \quad (6)$$

우리가 구하고자 하는 확률은 $p(o|B \cap A)$ 즉, A 라는 이미 들어온 정보가 존재하는 상황에서 다시 B 라는 새로운 정보가 입수되었을 때 그 cell이 물체에 점령되어 있을 확률로서, (6)식에서 $p(\bar{o}|B \cap A)$ 는 $p(o|B \cap A)$ 의 여사건 확률이므로 우변만 계산되면, 그 각각의 확률을 쉽게 구할 수 있다.

2.3 각 cell의 점령 확률 계산

(6)식을 각 cell의 확률 계산에 이용하기 위하여 센서 beam의 궤적내에 들어오는 cell들을 그림2와 같이 센서로부터의 거리에 따라 재배열시킨다.

이렇게 재배열된 cell들은 자신들이 갖고있는 점령 확률에 따라 beam을 멈추게 할 확률 $P(H_i|A)$ 를 갖는다. 그런데 실제 센서는 물체가 존재하고 있음에도 불구하고 감하지 못하는 때와 그 반대의

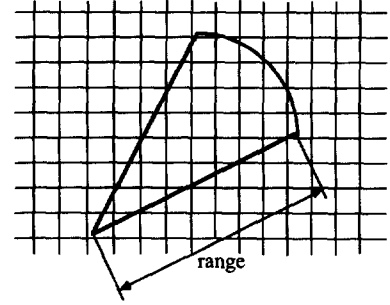


그림 2 센서의 궤적과 재배열된 cell
Fig. 2 Sensor footprint and rearranged cells

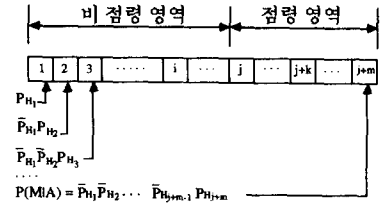


그림 3 재배열된 cell에서의 $p(M/A)$
Fig. 3 $p(M/A)$ of the rearranged cells

경우가 있으므로 i 번째 cell이 beam을 정지시킬 확률을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} p(H_i|A) &= p(H_i|o_i) \times p(o_i|A) + p(H_i|\bar{o}_i) \times p(\bar{o}_i|A) \\ &= P_{DET,i} \times p(o_i|A) + P_{FAL,i} \times p(\bar{o}_i|A) \end{aligned} \quad (7)$$

(7)식에서 $P_{DET,i}$ 는 i 번째 cell에 물체가 있을 때 beam이 그 cell에 정지될 확률이며, $P_{FAL,i}$ 은 i 번째 cell에 물체가 없음에도 불구하고 beam이 그 cell에서 정지될 확률로서, 센서에 대한 상대적인 위치와 센서의 종류에 따라 달라지는 센서의 특성이다. 이제 (6)식에서 B 를 M (새로 들어온 센서의 range값)으로 놓고 식을 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\frac{p(o|M \cap A)}{p(\bar{o}|M \cap A)} = \frac{p(M|o \cap A)}{p(M|\bar{o} \cap A)} \times \frac{p(o|A)}{p(\bar{o}|A)} \quad (8)$$

(8)식에서 $p(o|A)$ 는 지금까지의 정보로 계산되어 저장된 값이므로 단지 $p(M|o \cap A)$ 만 미지값으로

남는다.

$p(M|o \cap A)$ 를 구하기 위해 그림3과 같이 재배열된 cell을 점령 영역과 비 점령 영역으로 다시 나눈다. 점령 영역은 센서로부터 얻어진 range값과 같은 거리에 걸쳐지는 cell들이고, 비 점령 영역은 그보다 짧은 거리에 존재하는 cell들이다. $p(M|o \cap A)$, 즉 임의의 cell i 에 물체가 존재한다고 가정했을 때 range값 M 이 들어올 확률은, 비 점령 영역의 cell들은 beam을 통과시켜야 하고 점령 영역 내의 한 cell에서 멈추어야 하므로 다음과 같이 주어진다.

$$p(M|o_i \cap A) = \frac{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|o_i \cap A) p(H_{j+n}|o_i \cap A) p(H_{j+n}|M)}{\prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|M)} \quad (9)$$

같은 방법으로,

$$p(M|\bar{o}_i \cap A) = \frac{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|M)}{\prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|o_i \cap A) p(H_{j+n}|o_i \cap A) p(H_{j+n}|M)} \quad (10)$$

가 된다. 여기서 $p(H_{j+n}|M)$ 은, beam이 멈춘 cell이 점령 영역내의 cell들 중에서 $j+n$ 번째일 확률로서 Gauss정규 분포로 가정할 수 있으며, 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\sum_{n=0}^m p(H_{j+n}|M) = 1 \quad (11)$$

이제 (9)식을 (10)식으로 나누면 다음과 같은 결과식이 유도된다.

$$\frac{p(M|o_i \cap A)}{p(M|\bar{o}_i \cap A)} = \frac{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|o_i \cap A) p(H_{j+n}|o_i \cap A) p(H_{j+n}|M)}{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} p(H_k|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) p(H_{j+n}|M)} \quad (12)$$

비 점령 영역 내의 cell들에 대한 확률식은 (12)식에 (7)식을 적용하면 다음과 같이 간단한 식으로 유도된다.

$$\frac{p(M|o_i \cap A)}{p(M|\bar{o}_i \cap A)} = \frac{p(H_i|o_i \cap A)}{p(H_i|\bar{o}_i \cap A)} = \frac{1 - P_{DET,i}}{1 - P_{FAL,i}} \quad (13)$$

이제 우리는 점령 영역의 cell들은 (12)식으로 비 점령 영역은 (13)식으로 각각 그 확률을 구할 수 있다.

3. 시뮬레이션 및 실험

앞에서 유도된 업데이트식의 타당성을 검토하기

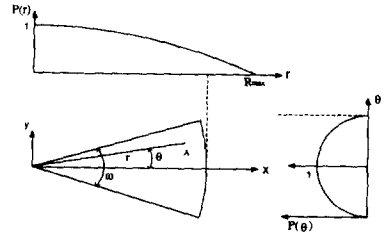


그림 4 P_{DET} 와 P_{FAL}
Fig. 4 P_{DET} and P_{FAL}

위하여, 본 장에서는 시뮬레이션과 실험의 수행에 관하여 설명하며, 그 결과에 대한 고찰은 다음 장에서 주어진다.

3.1 P_{DET} , P_{FAL}

(7)식의 P_{DET} 와 P_{FAL} 은 센서의 특성이므로 실험에 의해 결정되어야 하나, 본 연구에서는 다음과 같이 그 값을 추정하였다.

Fig4에 보여진 바와 같이 P_{DET} 는 거리와 각도의 함수, 즉 $P_{DET} = p(r)p(\theta)$ 로 주어진다. ω 는 beam의 구경이며, 임의의 cell A 의 P_{DET} 는 센서로부터의 거리($P(r)$)와 beam의 중심에서 치우친 각도($P(\theta)$)가 클수록 작아진다. 또한 P_{FAL} 은 P_{DET} 의 상수배 관계를 가정하였다.

$$P_{FAL} = CP_{DET}$$

$$P(r) = 1 - \left(\frac{r}{R_{max}}\right)^2 \quad R_{min} \leq r \leq R_{max}$$

$$P(\theta) = 1 - \left(\frac{\theta}{2/\omega}\right)^2 \quad -2/\omega \leq \theta \leq 2/\omega$$

본 연구에서는 C 의 값을 0.0001을 주었으며, R_{min} 과 R_{max} 은 센서의 특성치로서 각각 0.274m와 10.67m의 값을 갖는다.

3.2 시뮬레이션

실험에 앞서 시뮬레이션으로 이론의 타당성을 시험했다.

시뮬레이션 과정을 단계별로 간단히 요약하면 다음과 같다.

우선 그림5와 같은 이상적인 지도를 작성한다. 이 이상적인 지도는 확률값이 0이나 1인 cell들로 구성된다. 이 cell들을 센서로부터의 거리에 따라 재배열시킨 다음(그림2), 랜덤 함수로부터 발생된 0에서 1사이의 값을 재배열된 cell에 통과시켜 range값을 계산한다. 이렇게 구해진 range값으로부터 2장의 이론을 적용하여 지도를 작성한다.

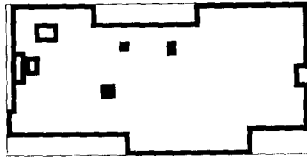


그림 5 시뮬레이션을 위한 이상적인 지도
Fig. 5 Ideal Map for the Simulation

3.3 실험장치 및 방법

위의 업데이트 모델의 실용성을 실제상황에서 증명하기 위해, 다음과 같이 실험을 수행하였다.

가로 5.79m, 세로 6.07m방에 그림6과 같이 장애물들을 배치하고, beam구경이 30도, 최대 측정거리 10.67m, 최소 측정거리 0.274m인 폴라로이드 초음파센서(Polaroid Ultra Sonic Sensor) 2셋트를 그림7과 같이 Hero 2000의 상단부에 설치하여, 10곳의 미리 선정된 지점에서 각 지점당 매10도마다 센서를 회전시켜 가며 range값을 측정하였다. 측정 지점의 선택은 임의로 하였으며, range값이 변하는 경우에는 가장 많은 횟수로 나타나는 것을 데이터로 취했다. 또한 확률 계산 과정에 필요한 기본 배경 확률은 0.5로 주었다. 이것은, 주위 환경에 대한 아무런 정보가 없다고 가정하여, 그리드 내의 모든 cell들에 미지의 확률값 0.5를 지정한 것이다.

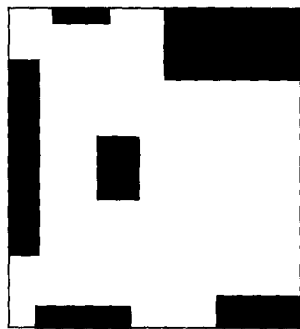


그림 6 장애물이 배치된 방의 구조
Fig. 6 Configuration of the Objects for the Experiment

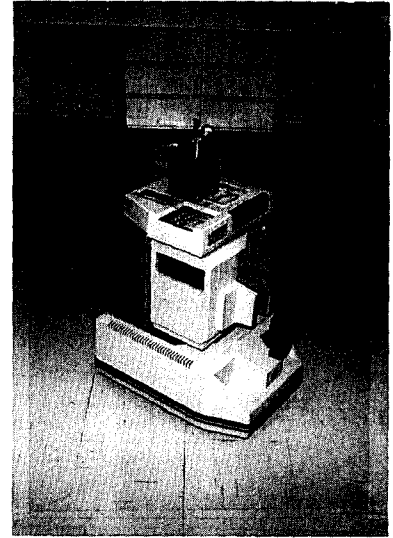


그림 7 초음파 센서가 부착된 Hero-2000 이동로봇
Fig. 7 Hero-2000 Mobil Robot with Ultra Sonic Sensor

4. 결과 및 고찰

그림8계 그림9에 각각 시뮬레이션과 실험의 결과가 보여진다. 이들 지도에서 흰색은 점령 확률이 0, 즉 완전히 비어있음을 의미하며, 색이 짙을수록 점령 확률이 높음을 나타내고, 각 지도에서 실선은 로봇의 위치를 이동경로에 따라 연결한 선이며, 그림9의 굵은 선은 실험에서의 실제 물체의 윤곽을 표시한다.

이들 지도에서 초기에 주어진 기본 확률(초기 확률)보다 높은 확률을 가진 cell들은 점령 영역으로, 낮은 cell들은 비점령영역, 그리고 기본 확률과 같은 cell들은 정보의 부족을 나타내는 미지영역으로 해석된다.

먼저 시뮬레이션 결과를 관찰해 보면, 로봇쪽으로 돌출된 물체의 영향으로 그 뒷부분에 위치한 물체들의 윤곽이 뚜렷이 나타나지는 않았지만, 물체 존재 영역은 확실히 드러남을 알 수 있다. 돌출된 물체 뒷 부분에 대한 정보가 조금만 더 주어진다면 완전한 윤곽 감지가 가능할 것으로 생각되며, 비 점령 영역의 감지도 만족스럽게 보여진다. 이상적인 지도와, 시뮬레이션에 의해 재 형성된 지도와의 일치도를 정량적으로 검토하기 위하여 다음과 같이 평균자승오차(mean squared error)를 정의하였다.

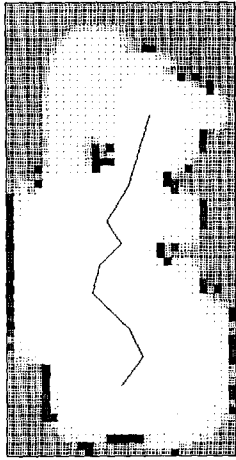


그림 8 시뮬레이션으로 그려진 지도
Fig. 8 Reconstructed Certainty Grid from the Simulation

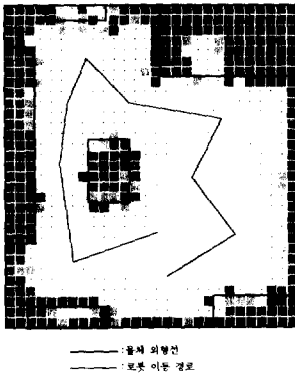


그림 9 실험 데이터로 그려진 지도
Fig. 9 Constructed Certainty Grid from the Experimental Data

$$\epsilon^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{P_{ideal}(o_i) - P_{simul}(o_i)\}^2$$

여기서 N 은 cell의 갯수이다. 그 결과 $\epsilon^2 = 0.081324$ 를 얻었으며, 따라서 시뮬레이션 결과는 위의 이론에 대한 충분한 타당성을 보여주고 있다고 사료된다.

실험에 의한 지도 작성에는 다소의 데이터 선별이 따랐다. 제외된 값들은 range값이 아주 불안정한 위치 (beam 입사각이 30도에서 60도사이)의 값들이었는데, 실제 실험에서 관측된 바에 의하면, 이 각도에서는 range값이 시간에 따라 큰 편차를

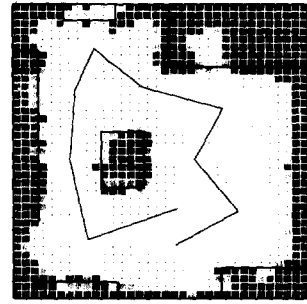


그림 10 cell size를 변화시켜 그려진 써튼티그리드
Fig. 10 Constructed Certainty Grid from the changed cell size

가지며 변했다. 그 이유는 이 각도에서 beam이 물체에 입사될때는 그 물체의 표면에서 반사되어 반사파가 바로 센서로 되돌아 오는 경우보다는, 주위의 다른 물체로 다시 입사되어 그 파가 센서에 감지되는 경우가 더 많기 때문으로 사료된다. 이 문제는 시뮬레이션 과정에서는 나타나지 않았던 것으로 앞으로의 자율 이동 로봇 연구에 있어서 해결되어야 할 문제점 중의 하나로 생각된다.

그림9를 관찰해 보면, 물체끼리 가까이 인접해 있는 부분이나 방의 구석부분은 실제로 빈 공간임에도 불구하고 점령 확률이 높게 나타나 있다. 이것은 실험에 사용된 센서의 구경이 30도로서 비교적 큰 편이기 때문에 좁은 공간으로는 beam이 들어 갈 수 없었음을 의미한다. 물체 윤곽 감지면에서 보면, 상단의 물체부분에서 볼 수 있듯이 크게 만족스럽지는 못하다. 그러나 빈 공간 영역의 감지는 충분한 것으로 보여진다. 따라서 구경이 큰 센서는 beam의 제적이 넓으므로, 비 점령 영역의 감지에 유리하고, 좁은 구경의 센서는 물체 윤곽 감지에 적합하다는 해석이 가능하다.

같은 데이터로 지도의 질을 높이는 연구의 일환으로 cell의 크기를 변화시켜 가면서 그 영향을 관찰해 보았다. 그림10은 그림9보다 cell의 갯수를 1.2배 늘려서 재구성한 지도를 나타낸다. 이 그림에서 보여지듯이 cell들의 확률값에는 다소 변화가 있기는 했으나, 전체적인 지도의 질에는 그다지 영향이 없는 것으로 나타났다. 그러나, 경우에 따라, 공간을 잘게 나누어야 할 필요도 있으며, 또는 그렇지 않은 경우도 있으므로, 이는 써튼티그리드에 의한 공간해석에 영향을 미칠 수 있다. 즉 로봇에 가까운 부분에 대하여는 지도의 resolution을 높이고, 먼 부분에 대해서는 resolution을 낮추

는 방향으로, 제한된 컴퓨터의 용량으로 최대한의 효율을 높일 수 있을 것이다.

5. 결 론

본 연구에서는 자율이동로봇의 개발에 있어서 가장 기본이 되면서도 중요한 과제인 로봇 주위 환경에 대한 정보 획득에 필요한 지도를 그리는데 있어서, 새로운 수학적 모델을 제시하였으며, 그것의 타당성을 시뮬레이션과 실험으로 검증하였다.

수학적인 모델에서는 점령 확률과 비점령 확률의 독립성을 가정함으로써 나타난 종래의 경험적 확률 계산에서의 한계점을 극복하기 위하여, Bayes 이론에 바탕을 둔 확률 계산 전반에 걸쳐 조건 확률을 도입한 새로운 이론으로서, 앞으로의 자율이동로봇 연구에 많은 공헌이 기대된다고 할 수 있다.

또한 실험에서 나타난 바와같이, 넓은 구경의 센서는 비점령 영역의 감지에는 효과적이거나 점령 영역에 대한 높은 신뢰도를 갖기에는 불리하다. 한편 시뮬레이션 결과에 비해, 실험 결과가 미치지 못하는 것은, 초음파 센서의 특성상 많은 잡음, 거울 효과등의 몇가지 단점이 있기 때문으로 사료되며, 따라서 beam의 입사각에 따른 수신파의 불안정이 지도의 질에 큰 영향을 미침이 확인되었다. 이를 극복하기 위해서는 목적에 따라 거

기에 알맞는 센서의 선정과, 서로 다른 센서의 복합적인 사용, 그리고 안정된 range값만을 선택할 수 있는 알고리즘 개발등에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] H.P. Moravec and A. Elfes, "High Resolution Maps from Wide Angle Sdnar," IEEE Inf. Conf. on Robots and Automation, St. Louis, pp. 116~121, March 1985.
- [2] H.P. Moravec, "Sensor Fusion in Certainty Grids for Mobile Robots," AI Magazine, vol. 9, no. 2, pp. 61~74, Summer 1988.
- [3] L. Matthies and S.A. Shafer, "Error Modeling in Stereo Navigation," IEEE Trans. RA, vol. RA-3, no. 3, pp. 239~248, 1987.
- [4] A. Elfes and L. Matthies, "Sensor Integration for Robot Navigation : Combining Sonar and Stereo Range Data in a Grid-Based Representation," 26th IEEE Decision and Control Conf., LA, CA, pp. 9~11, 1987.
- [5] D.W. Cho and H.P. Moravec, "A Bayesian Method for Certainty Grids," AAAI Spring Symposium on Robot Navigation, Stanford, CA, pp. 57~60, March 29~30, 1989.
- [6] Michael Woodroffe, "Probability with Applications", 1975.