

〈論 文〉

확률지도를 이용한 자율이동로봇의 경로계획

임중환* · 조동우**

(1991년 10월 17일 접수)

Path Planning of Autonomous Mobile Robots Based on a Probability Map

Jong Hwan Lim and Dong Woo Cho

Key Words: Mapping(지도형성), Navigation(주행) Mobile Robot(이동로봇), Bayesian Model(베이저안모델) Path Planning(경로계획), Specular Reflection(거울효과).

Abstract

Mapping and navigation system based on certainty grids for an autonomous mobile robot operating in unknown and unstructured environment is described. The system uses sonar range data to build a map of robot's surroundings. The range data from sonar sensor are integrated into a probability map that is composed of two dimensional grids which contain the probabilities of being occupied by the objects in the environment. A Bayesian model is used to estimate the uncertainty of the sensor information and to update the existing probability map with new range data. The resulting two dimensional map is used for path planning and navigation. In this paper, the Bayesian updating model which was successfully simulated in our earlier work is implemented on a mobile robot and is shown to be valid in the real world through experiment. This paper also proposes a technique for reducing specular reflection problem of sonar system which seriously deteriorates the map quality, and a new path planning method based on weighted distance, which enables the robot to efficiently navigate in an unknown area.

1. 서론

자율이동로봇은 주위환경에 대한 지도를 작성하고 그 목적지까지의 경로를 파악할 수 있는 기능을 갖추어야 한다. 센서정보를 이용하여 주위에 대한 지도를 형성하는 것이 그 첫번째 단계이다. 그러나 실제 상황에서의 센서정보에는 항상 여러 종류의 불완전성과 불확실성이 존재하므로 로봇의 환경에 대한 완벽한 지식을 얻는 것은 거의 불가능하다. Moravec⁽¹⁾은 로봇의 작업공간을 확률적인 표현으

로 나타내는 써튼티그리드(certainty grid) 개념을 제안하였으며, 이는 공간을 모자이크식으로 여러개의 작은 셀(cell)들로 나눈다. 그러나 그의 최초의 모델은 몇가지 근본적인 결점을 갖는다. 즉 새로운 정보와 축적된 정보에 같은 비중이 주어지며, 이는 각 센서 정보는 독립적이며 각 셀에 주어지는 점령 확률과 비점령확률의 합이 1이 될 필요가 없다는 가정에 기인한다. 따라서 센서정보를 업데이트(update)하기 위한 더욱 진전된 모델을, 베이저안 방법을 적용하여 Moravec과 저자가 제안하였다^(2,3). 이 새로운 베이저안 모델은 언급한 단점들을 해결할 뿐 아니라 엄격한 확률법칙들을 지키고 있으며, 이미 시뮬레이션으로 그 정당성은 입증된 바

*정회원, 포항공과대학 기계공학과 대학원
**정회원, 포항공과대학 기계공학과

이다^(4,5).

한편 경로계획은 이동로봇의 주행을 위한 두번째 단계이다. 이를 위한 다양한 방법들이 제안되었지만, 만족할 만한 실용적인 방법은 아직도 없는 실정이다. 기존의 경로계획방법은 크게 두 부류로 나눌 수 있다. 첫번째 부류에 속하는 방법들은 경로를 계획하기 전에 영상지도(image map)를 미소하게 변화시킨다. 정점도표방법(vertex graph method)⁽⁶⁾과 정규그리드탐색(regular grid search)⁽⁷⁾등이 이에 속한다. 이와는 대조적으로, 두번째 부류에 속하는 방법들은 영상지도에 중요한 변화를 가하며, 자유공간방법(free space method)과 C-공간법(c-space method) 등이 이에 속한다. 정점도표방식(vertex graph method)은 물체의 각 꼭지점을 연결하는 그래프를 작성하여 이것으로부터 경로를 계획하는 방법이고, 정규그리드탐색(Regular Grid Search)은 영상지도를 일정한 그리드로 나누어 물체가 포함되지않은 그리드를 연결하는 경로를 계획한다. 이때 비용함수(cost function)를 정의하여 그 비용이 최소가 되는 경로를 택하는 방법이다.

두번째 부류의 방법에서 C-공간법(C-space method)⁽⁸⁾은 유한한 형상과 부피를 가지는 로봇이 하나의 점으로 변환될 수 있도록 장애물들을 확장시키는 방법으로서 기본적으로 장애물들의 윤곽과 꼭지점들을 알고있어야 한다. 경로계획의 소요 시간은 대략 $O(n^2)$ (n : 총 꼭지점의 수) 정도이다⁽⁹⁾. 자유공간방법(free space method)은 물체에 점령되어 있지않은 자유공간(free space)을 여러개의 볼록다각형으로 나누어, 각 다각형의 꼭지점을 연결하는 그래프를 구성하여 이것으로부터 경로를 계획하는 방법⁽¹⁶⁾과 자유공간을 몇가지의 cone(generalized cones)의 형태로 분류하여 cone의 축 방향으로 로봇을 이동시키는 방법⁽¹¹⁾이 있다. 이 자유공간 법에서 좀더 진전된 것으로서 두개 또는 그 이상의 물체들로부터 같은 거리에 있는 자유공간내의 점들이 이루는 케적(voronoi diagram)을 형성하는 보로노이 방법⁽¹⁾은 대략 $O(n \log n)$ 의 시간이 요구된다.

이상과 같은 기존의 경로계획법은 장애물들의 위치나 그 윤곽이 사전에 알려진 상황에서 효과적으로 적용될 수 있다. 미지의 영역을 센서의 정보만으로 주행하는 경우에는, 로봇은 자신이 이미 본 영역이외에는 정보가 없을 뿐만아니라 센서의 불확

실성때문에 정확한 물체의 위치나 윤곽의 파악이 어려워 기존의 경로 계획법은 적용되기 어렵다. 또한 두번째 부류에 속하는 방법들은 대개 1차적인 영상지도의 변환뿐만 아니라 도표탐색방법(graph search method)등의 2차적인 경로 계획법이 수반되므로 많은 시간이 요구된다. 로봇의 주행이 실시간내에 수행되어야 한다는 점을 감안하면 이것은 중요한 단점이 아닐 수 없다. 국소정보만을 이용하는 경로계획법으로 로봇의 현 위치로부터 목표지점까지 직선주행 중에 장애물을 만나면 그 장애물의 경계면을 한 방향으로 우회하는 방법을 Lumelsky와 Stepanov⁽¹³⁾가 제안하였다. 그러나 이 방법은 물체의 경계면을 여하히 감지하느냐는 것이 큰 문제가 되므로 초음파와 같이 불확실성이 큰 센서를 이용하는 경우에는 충돌의 위험이 크며 보다 큰 단점은 물체를 일정한 방향으로만 우회하기 때문에 단거리 경로를 찾지못한다는 것이다.

본 논문에서는, 저자에 의해 유도된 바 있는 베이저안 업데이트 모델⁽³⁻⁵⁾을 초음파센서를 갖는 실제 로봇에 주입하여 실험하였다. 초음파센서는 비교적 큰 빔(beam)구경 때문에 단독의 측정치로도 넓은 영역을 감지하는데는 효율적이다. 그러나 실제상황에서는 거울효과(specular reflection effect)라는 매우 심각한 문제점을 갖고 있으며, 이는 지도의 질을 매우 저하시킨다. 이 효과를 상당히 줄일 수 있는, 단순하면서도 실질적인 방법이 제안된다. 또한 본 논문에서는 이동로봇의 실시간 장애물 회피를 위한 새로운 방법이 소개된다. 이 방법은 로봇의 현재 위치와, 점령영역과 비점령 영역 사이의 경계선과 목표지점의 교차점까지의 거리를 이용하며, 어떤 종류의 영상지도에도 적용될 수 있다. 이러한 점들이 실제 상황에서의 실험을 통해 입증된다.

2. 확률지도 형성

2.1 베이저안 업데이트 모델(Bayesian Update Model)

베이저안 업데이트모델은 다음과 같은 잘 알려진 베이저안 공식으로 시작한다. $P(A|B)$ 를 B라는 사건이 발생했다는 가정하에, 사건 A가 발생할 확률이라고 하면, 조건확률의 정의에 의해 다음과 같은 관계들이 성립한다.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (1)$$

$$P(A|B) + P(\bar{A}|B) = 1 \quad (2)$$

여기서 $p(\bar{A}|B)$ 는 $p(A|B)$ 의 여사건 확률이다. 조건이 되는 사건이 하나 이상일때, 즉 사건 A와 사건 B가 발생했다는 가정하에 또다른 사건 O가 발생할 확률과 그 여사건 확률식은 Bayes이론⁽¹⁴⁾에 의하면 다음과 같이 주어진다.

$$P(o|B \cap A) = \frac{P(B|o \cap A) \times P(o|A)}{P(B|o \cap A) \times P(o|A) + P(B|\bar{o} \cap A) \times P(\bar{o}|A)} \quad (3)$$

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

$p(o)$ 를 특정 cell의 점령확률, A를 이미 알려진 정보, B를 새로운 정보로 정의하고 (3)식을 (4)식으로 나누면 다음과 같은 식을 얻게 된다.

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

(5)식에서 $P(\bar{o}|B \cap A)$ 는 $P(o|B \cap A)$ 의 여사건 확률이고 $P(o|A)$ 는 이미 알고 있는 값이므로, 우변의 첫번째 항 만 계산되면 원하는 확률 $P(o|B \cap A)$ 를 구할 수 있다. 상세한 유도과정은 참고문헌⁽⁴⁾와⁽⁵⁾에 잘 나타나 있으며 그 결과식은 아래와 같다.

$$\frac{P(B|o_i \cap A)}{P(B|\bar{o}_i \cap A)} = \frac{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|o_i \cap A) P(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) P(H_{j+n}|B)}{\sum_{n=0}^m \prod_{k=1}^{j+n-1} P(H_k|\bar{o}_i \cap A) P(H_{j+n}|\bar{o}_i \cap A) P(H_{j+n}|B)} \quad (6)$$

여기서 $P(o_i)$ 는 셀 i 가 점령되어 있을 확률이고, $P(H_k|o_i \cap A)$ 는 셀 i 가 점령되어 있다는 가정하에 빔이 셀 k 에서 정지할 확률을 나타낸다. 또한 $P(H_{j+n}|B)$ 는 새로운 측정치 B가 주어졌을 때 빔이 셀 $(j+n)$ 에서 정지할 확률이고 가우스 분포(gaussian distribution)로 주어질 수 있다. (6)식이 (5)식에 대입되어 최종적인 확률 업데이트 공식이 된다.

2.2 거울 효과 방지

초음파 센서는 발사된 음파가 센서로부터 가장

가까운 위치에 있는 물체에 반사되어 되돌아 오는데 걸리는 시간으로부터 거리를 계산한다. 그러나 경우에 따라서는 반사된 음파가 다른 물체에 다시 반사되어 수신기로 들어오거나, 여러번 반사과정을 거치는 동안 음파의 강도가 떨어져 수신기에 잡히지 않는 등 실제 센서 앞에 존재하는 물체의 위치보다 먼 거리정보가 들어와 지도의 질을 크게 저하시킨다. 이와 같은 경우를 거울 효과(specular reflection)라 한다. 이 거울 효과는 초음파 센서의 가장 큰 단점으로서 물체의 표면상태에 따라 다소 차이가 있으나, 대체로 beam의 입사각이 60° 이하에서는 거의 나타난다⁽¹⁵⁾.

거울효과 방지에 대한 연구는 아직 미흡한 단계에 머물러 있다. Moravec⁽¹⁾은 거울효과가 발생할 경우에는 거리정보가 센서의 특성치인 최대감지거리가 될 것이라는 가정하에 일정한 거리 이상의 센서정보는 쓰지않는 단순한 방법을 택하였다. 그러나 물체가 실제로 없거나 로봇으로부터 멀리 떨어진 영역에서의 정보는 대개가 최대감지거리를 나타내기 때문에 로봇이 전진할 수 있는 공간을 감지하지 못하며 거울효과가 반드시 최대감지거리의 정보를 주지는 않는 점에서 실제 적용에는 문제가 있다. Kue와 Viard⁽¹⁶⁾의 최근 연구에서는 거울효과가 발생하지 않는 센서와 물체사이의 최대 안전거리를 제안하였다. 그러나 그 안전거리가 0.6m 정도로 아주 짧기때문에 지도형성에 적용하기는 부적합하다. 따라서 본 논문에서는 다음과 같이 거울효과를 방지하고자 하였다.

Fig. 1은 음파의 입사각에 따른 반사파의 방향을 나타낸다. 그림에서 3번 위치의 센서에서 발사된 음파는 거울 효과를 나타내지만, 4~6번 센서들은 올바른 정보를 제공한다. 따라서 한 위치의 센서로부터 좌우로 각각 30° 범위내의 센서들(그림에서는

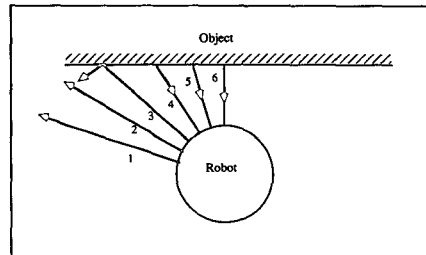


Fig. 1 The reflecting pattern of ultrasonic wave according to incidence angle

1~5번 센서) 중 최소한 하나 이상은 올바른 정보를 제공한다고 볼 수 있다. 이와 같이 한 센서를 중심으로 좌우 30° 이내의 센서 정보중 최소값을 택함으로써 거울효과에 의한 잘못된 정보의 영향을 최소화 하고자 하였다 이 경우 어느정도 정보의 손실을 가져오지만, 지도의 신뢰성은 크게 증대된다.

3. 경로 계획

3.1 경로계획의 구속조건

자율이동 로봇이 장애물을 피하여 목적지까지 도달하기 위해서는 형성된 지도를 바탕으로 주행경로를 계획하여야 한다. 이동로봇의 경로계획과 매니플레이터의 그것과는 큰 차이점이 있다. 이동로봇은 주위 환경에 대한 부분적이고 불완전한 지식밖에 없기 때문에 정밀한 제어가 어렵다. 또한 매니플레이터는 같은 작업을 수없이 반복하는 반면, 이동로봇은 주어진 경로를 한번만 주행하면 되므로 그 경로가 반드시 최적일 필요는 없다는 것이다. 이동로봇의 주행에서 더욱 중요한 것은 목적지까지의 안전한 경로를 여하히 단시간 내에 찾아내는가 하는 것이다. 또 다른 하나의 차이점은, 이동로봇은 더 많은 물체들을 감지하기 위해서 장애물과 어느정도의 거리를 유지해야 한다는 것이다.

서론에서 언급된 바와같이 기존의 경로계획법은 물체의 위치와 윤곽을 알고 있는 상태에서 로봇으로부터 목표지점까지의 전체적인 경로를 계획하는 것인 반면에 본 논문에서 연구한 경로계획은 지도 형성 과정에서 현재까지의 정보를 최대한 이용하여 다음위치로 주행하기위한 것으로 이 경우의 구속조건은 다음과 같다.

- 목표지점까지 최단거리로 주행할 수 있을 것.
- 물체와는 가능한 한 멀리떨어진 경로를 찾을 것.
- 다음 공간에 대한 시야가 넓은 곳을 택할것.

그러나 불완전한 센서 정보만으로는 위의 조건들을 모두 만족시키는 경로를 계획하기는 어려우므로 다음과 같은 기준을 설정하였다.

- 최단거리 주행을 위해 가능한 목표지점쪽으로 진행한다.
- 로봇과 목표지점 사이에 물체가 감지될 시는 되도록 작은각도로 우회할 수 있는 길을 택한다.

- 물체와의 충돌은, 물체의 위치 불확실성을 고려하여 그 부피를 확대시켜 여분의 공간을 확보하여 해결한다.

이와 같은 기준에 따른 경로계획에서의 주된 변수는 로봇의 현재위치로부터 다음위치까지의 주행거리(R), 목표지점과 주행방향이 이루는 각도(θ), 그리고 로봇 자신의 크기등이다.

3.2 경로계획 알고리즘

형성 도중의 지도는 Fig. 2에서 보여지는바와 같이 비점령영역과 점령 또는 미지영역을 구분하는 경계면을 형성한다. 먼저, 현재 위치로부터 목표지점 방향으로 점령영역과 비점령영역이 이루는 경계까지의 거리 (\overline{AC})를 알아내어, 여기에 적당한 값을 더하여 다음 위치까지의 주행거리(R)를 결정한다. 다음에는, \overline{AC} 를 기준으로 각도를 변화시키면서 주행거리 R만큼 진행이 가능한 위치들을 찾아내어 그 중 각도가 가장 작은 위치를 선택하여 그 지점으로 주행한다.

주행거리 R과 주행방향 θ 는, 로봇의 위치로부터 경계지점까지의 거리가 멀수록 그 경계지점에 대한 정보의 불확실성이 크므로 곧바로 진행하고, 짧을수록 물체일 확률이 높으므로 우회할 수 있도록 하기위하여 다음과 같은 제한을 주었다.

$$R = \overline{AC} + (1 - \overline{AC}/D_{max}) \times k \quad (7)$$

$$-180^\circ \times (1 - \overline{AC}/D_{max}) < \theta < 180^\circ$$

$$\times (1 - \overline{AC}/D_{max}) \quad (8)$$

여기서 D_{max} 는 로봇이 물체로 접근하는 정도를 나타내는 각도계수로, k 는 한 단계에서 계획되는 경로의 길이를 조절하는 길이계수로 정의된다. 윗 식에서, D_{max} 의 값이 커지면 (8)식의 θ 범위가 커지

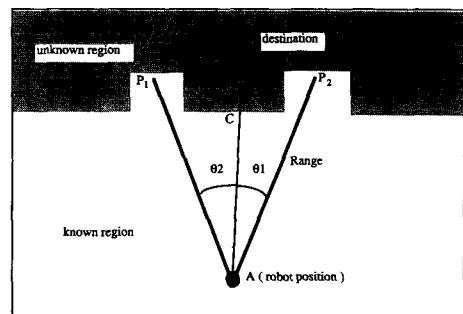


Fig. 2 Schematic diagram for path planning

게되어 물체를 우회하는 경향이 커지게된다. 따라서 이 값은 사용되는 센서의 신뢰도에 따라 적당한 값을 주어야 한다. 또한 k 와 D_{max} 는 다같이 주행 거리 R 에 영향을 주지만 \overline{AC} 가 작을때, 즉 로봇이 물체에 인접해 있을때는 k 의 영향이 지배적이 된다. 따라서 k 값이 커지면 물체거리 가까이 인접한 부분의 주행이 어렵게 된다. 이것은 물체거리 인접한 부분에서는 비점령 영역의 감지가 어려워, (7) 식으로 계산된 거리 R 만큼 주행이 가능한 공간 확보가 되지않기 때문이다. 본 연구에서는 이 D_{max} 와 k 값을 실험으로 결정한다. 이 과정을 C언어 코오드(code) 형태로 요약하면 아래와 같다.

- (1) Calculate \overline{AC} .
- (2) Calculate R and θ using the Eqs. (7) and (8).
- (3) test_range= $R, P_1=P_2=0$
- (4) for(test_range= R down to \overline{AC})
 {for(test_angle= 0 down to $-\theta$)
 {If(there is no occupied cell on the way to the point P)
 { $P_1=P$; Break ;}
 }
 for(test_angle= 0 up to θ)
 {if(there is no occupied cell on the way to the point P)
 { $P_2=P$; Break ;}
 }
 if($P_1 \neq 0$ or $P_2 \neq 0$) Break ;
 }
 (5) if($\overline{AC} > \max(P_1, P_2)$) { $P=C$; end ; }
 }
 (6) if ($P_1 \neq 0$ and $P_2 \neq 0$) P =the nearest point of the two to the destination ;
 else $P=\max(P_1, P_2)$;
 (7) end

위 코오드에서 P 는 로봇의 위치로부터 test_range와 test_angle에 해당하는 점이며 occupied cell은 확률값이 0.5 이상인 셀이다.

4. 실험장치 및 방법

Fig. 3은 본 실험에 이용된 이동 로봇의 주행 시스템 구성을 나타낸다. 센서 모델링은 센서로부터의 정보를 처리하는 방법을 의미하며, 본 연구에서는 앞서 소개한 바 있는 베이지안 업데이트 모델을

이용하였다. 각 센서의 거리 정보를 센서 모델링을 통하여 업데이트시켜 하나의 지도를 형성하고, 이 지도를 바탕으로 다음 위치로의 경로를 계획하여 주행한다. 주행 실험은 Denning 이동 로봇을 이용하여 수행하였으며, RS-232C케이블로 Personal Computer(AT)와 통신을 하여, 초음파(Polaroid) 센서로부터의 거리 정보를 전송하고, 모든 데이터 처리 및 경로 계획 등을 PC에서 수행하였다.

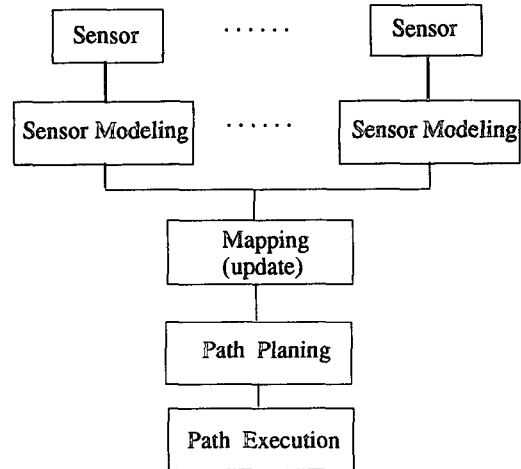


Fig. 3 System architecture for mobile robot navigating



Fig. 4 Photo of Denning Mobile Robot

Denning 로봇(Fig. 4)은 세계의 바퀴를 가지고 있으며 두개의 스텝 모터로 구동과 조향이 각각 이루어진다. 로봇의 상단부에는 24개의 초음파 센서가 15°간격으로 장착되어 있으며, 이 센서의 최대 감지 거리는 10.77m이나 로봇에 장착된 하드웨어(hardware)상의 문제로 7.77m까지만 나타낼 수 있게 되어있다. 또한 최소 감지거리는 0.09m이고, beam의 폭은 24°이며, 50kHz의 음파를 송신한다. 지도형성 실험은, 가로 5.5m 세로 6.4m의 방에 장애물을 배치하고, 임의로 선정된 지점으로 로봇을 주행시키면서 수행하였다. 또한 초기에 필요한 기본 배경확률은 0.5를 지정하였다. 이것은 초기에

는 주위환경에 대한 아무런 정보가 없다고 가정하여 그리드내의 모든 셀에 미지의 확률 0.5를 지정한 것이다. 또한 모든 프로그램을 정수형으로 바꾸어 계산시간을 단축시켰다.

5. 실험결과 및 고찰

5.1 지도형성

Fig. 5에는 지도형성과정을 각 단계별로 보여주고 있다. 각 지도는 32×32개의 셀로 구성되어 있고 한 셀의 크기는 0.30m×0.30m이다. 그림에서 흰 부분은 물체의 존재확률이 0, 즉 완전히 비어있

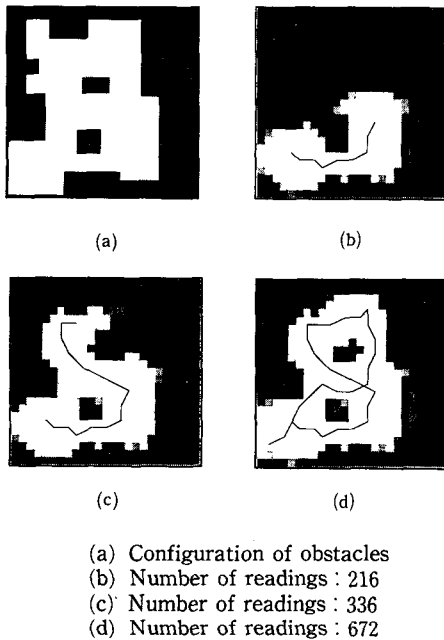


Fig. 5 Gradual appearance of the probability map constructed from the experimental data

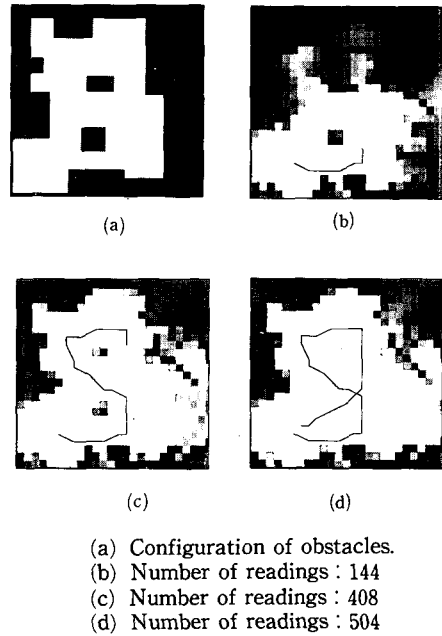


Fig. 6 Effect of specular reflection on the quality of the map

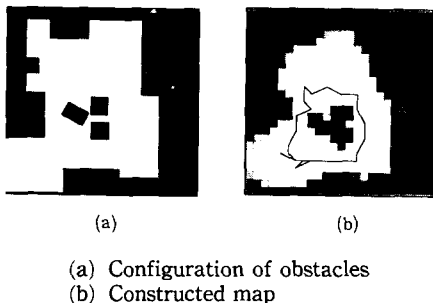


Fig. 7 Detection of a region with high obstacle density

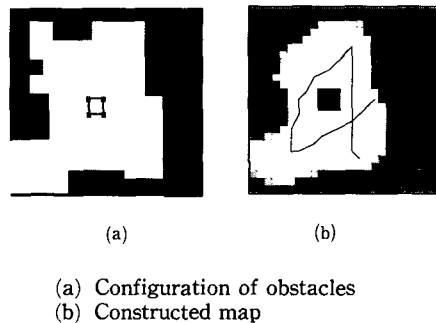


Fig. 8 Detection of a small obstacle

음을 의미하고, 색이 짙을수록 물체의 존재확률이 높음을 나타내며, 각 지도에서 실선은 로봇의 이동 경로를 나타낸다. 지도에서 가장 넓은 부분을 차지하고 있는 색이 초기에 설정해준 기본확률(0,5)에 해당한다. 한 지점당 데이터 처리 속도는, 실수 프로그램에서의 평균 20초에서 정수형으로 바꾼 결과 1/10인 2초 미만으로 감소했다. Fig. 6는 같은 실험공간에서 거울효과 방지 알고리즘을 쓰지 않고 형성된 지도를 나타낸다. Fig. 6에서 우측 부분은 벽임에도 불구하고 거의 그 윤곽이 나타나지 않고 있으며, 로봇이 진행함에 따라 초기에 감지되었던 물체조차도 점차 그 형체가 소멸되어가고 있다. 이것은 주로 거울효과에 기인한것으로서 물체의 표면 상태가 평탄할수록 심하게 나타난다. 이와 같이 거울효과는 지도의 질에 치명적이다. 반면에 Fig. 5에서는 벽면의 윤곽이나 내부에 위치한 물체의 존재가 뚜렷이 나타남을 알 수 있다. 형성된 지도의 질을 정량적으로 검토하기 위하여 다음과 같이 평균자승오차를 정의하였다.

$$\epsilon^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{real}(0_i))^2$$

여기서 N 은 셀의 갯수이다. 그 결과 $\epsilon^2 = 0.06344$ 를 얻었으며, 따라서 로봇의 주행에 필요한 비점령영역의 확보가 충분히 현실적인것으로 판단된다.

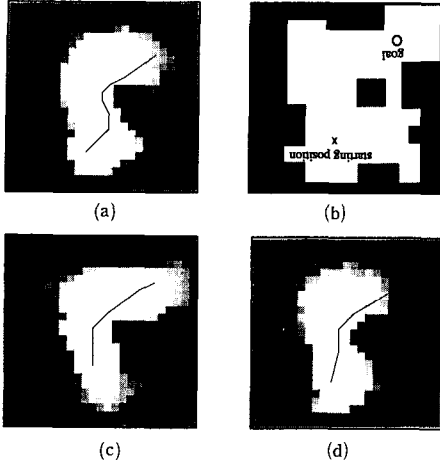
Fig. 7은 물체들이 조밀하게 존재하는 공간에 대한 지도형성 실험의 결과이다. 지도 내부에 위치한 물체들은 실제로 0.30m 정도의 간격을 두고 있음에도 불구하고 형성된 지도에는 하나의 물체로 나타나 있다. 이것은 초음파 센서의 구경이 24°정도로 큰 편이기 때문에 좁은 공간으로는 음파가 들어가지 못함을 의미한다. 이와 관련된 또 다른 실험의 결과가 Fig. 8에 나타나 있다. 이 실험에 이용된 물체는 폭이 8cm인 앵글로 구성된 직6면체 형상의 구조물로서, 앵글사이의 공간은 감지하지 못하였다. 따라서 넓은 구경의 초음파 센서로도 폭이 좁은 물체를 감지할 수 있지만, 좁은공간에 대한 감지에는 불리한 것으로 사료된다.

이상의 결과에서, 베이지안 업데이트 모델은 불완전한 센서의 정보로부터 이동 로봇의 주행에 필요한 공간영역의 확보에는 충분한 것으로 보여지며, 제안된 거울효과 방지 알고리즘이 지도의 질을 크게 향상시킴을 알 수 있다.

5.2 경로계획

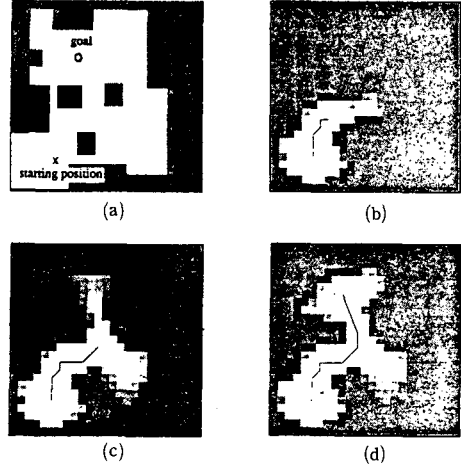
Fig. 9는 (7)식의 D_{max} 를 결정하기위한 실험결과이다. Fig. 9(d)는 D_{max} 를 3.57m로 주어 실험한 결과로서, 로봇의 출발지점부터 물체를 우회하기 시작함을 볼 수 있다. 그리고 D_{max} 가 감소함에 따라 점차 물체쪽으로 가까이 접근하는 경향을 나타낸다. 이것은 D_{max} 가 (8)식의 θ 범위에 크게 영향을 미치기 때문이다. 즉 D_{max} 가 클수록 (7)식에 의해 R 이 길어지고 (8)식에 의해 θ 의 범위가 넓어지므로, 물체에 접근하는 정도가 낮아 충돌위험이 줄어든다고 할 수 있다. Fig. 10은 (7)식에서 k 값의 변화에 따른 좁은 영역에 대한 주행실험의 결과로서, 물체사이의 공간은 1.07m이고, 로봇의 직경은 0.76m이다. 그림에서 보여지는바와 같이 k 값이 증가함에 따라 경로의 굴곡이 심해지며, k 의 값이 0.91m 이상에서는 통과하지 못하였다. 이것은, 좁은공간에서의 주행거리 R 은 (7)식에서 \overline{AC} 가 작은 값이 되므로 D_{max} 보다 k 에 의해 결정되기 때문이다. 즉, k 값의 증가는 다음위치까지의 주행거리 R 을 증가시키므로, 물체끼리 인접한 공간에서는 비점령영역의 감지가 용이하지않아 그 위치로의 경로가 차단된다.

이상과 같은 실험에서 D_{max} 와 k 의 값을 각각 2.29m와 0.30m로 결정하였으며, 이 값들을 이용하여 수행된 경로계획의 각 단계가 Fig. 11에 나타나 있다. 주행의 각 단계에 걸린 평균 시간은 5~6초였다. 지도형성시간이 2초이고 로봇의 이동에 필요한 시간이 3~4초(조향과 구동포함)임을 고려하면 실제 경로계획에 요구된 시간은 1초이하이다. 따라서 로봇의 실시간 주행이 충분한 것으로 판단된다. Fig. 12는 로봇이 주행할 수 있는 최소 공간을 알아보기 위하여 물체의 간격을 좁혀가면서 수행한 실험결과이다. 로봇의 반경이 0.76m이고 센서의 최소 감지 거리가 0.09m이기 때문에 이론적인 최소 주행가능 공간은 0.94m가 된다. 그림 (b)는 공간이 1.22m로서 비교적 적은단계를 거쳐 여유있게 주행했음을 알 수 있다. (c)는 이론적인 최소공간에 해당하는 0.94m정도의 거리인데, 초기단계에는 약간의 우회 경향을 띄었으나 충돌없이 주행하였다. 반면에 (d)는 0.82m 정도로 실제 로봇의 직경보다는 넓은 공간이나, 주행도중 충돌이 발생하였으며, 더 이상의 전진이 불가능하였다. 따라서 물체의 위치 불확실성이 한 cell(0.30m) 정도임을 고려하면 로봇이 안전하게 주행할 수 있는 최소



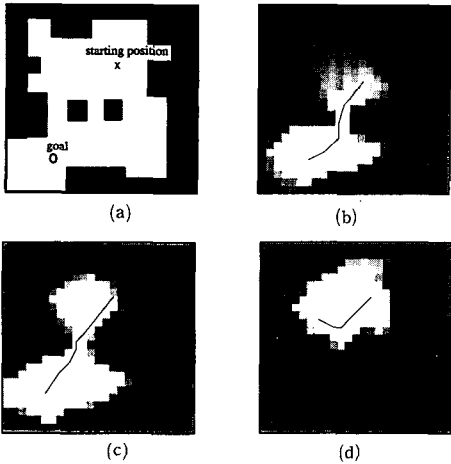
(a) Configuration of obstacles
 (b) $D_{max}=1.52m$
 (c) $D_{max}=2.29m$
 (d) $D_{max}=4.57m$

Fig. 9 Results of path planning for various D_{max} (1.52 m to 4.57m)



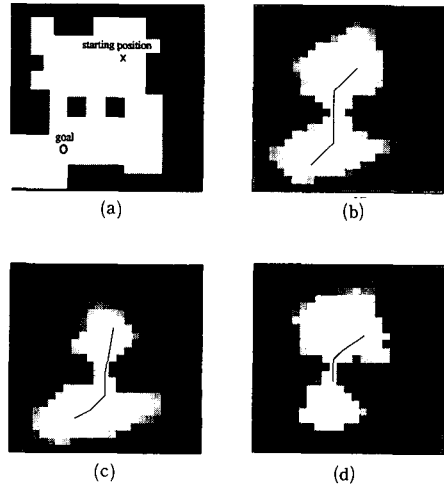
(a) Configuration of obstacles
 (b) step 5
 (c) step 7
 (d) step 9

Fig. 11 Results of path planning ($k=0.30m$, $D_{max}=2.29m$)



(a) Configuration of obstacles
 (b) $k=0.30m$
 (c) $k=0.61m$
 (d) $k=0.91m$

Fig. 10 Results of path planning for various k (0.30m to 0.91m)



(a) Configuration of obstacles
 (b) 1.22m
 (c) 0.914m
 (d) 0.823m

Fig. 12 Example run through narrow space

공간은 1.06m 정도임을 알 수 있다.

이상과 같은 실험결과는, 새로이 개발된 경로계획 알고리즘은 미 감지영역의 주행에 효과적이고 실시간 주행에도 적합함을 입증한다. 또한 물체의 존재밀도가 낮은 곳에서는 D_{max} 를 크게함으로써 안전하고 신속하게 주행할 수 있으며, 물체가 밀집

된 공간에서는 작은 k 값을 선택하여 좁은 공간에 대한 주행을 효과적으로 수행할 수 있을 것이다.

6. 결론

본 논문에서는, 새로운 지도형성 방법인 베이지

안 업데이트 모델을 이동로봇에 주입하여 실제상황에서의 유효성을 실험으로 검증하였고, 그것을 바탕으로하는 새로운 경로계획 방법을 제시하고 실험으로 입증하였다. 이러한 연구 및 실험에서 얻은 결과는 다음과 같다.

(1) 베이지안 업데이트 모델은 불완전한 센서의 정보로부터 주위환경에 대한 지도를 형성하는데 효과적이다.

(2) 초음파 센서의 고질적인 문제점인 거울효과는 지도의 질에 치명적이며, 제안된 거울효과 방지책을 이용하여, 그 질을 로봇의 주행에 이용할 수 있을 만큼 충분히 향상시킬 수 있었다.

(3) 확률지도에 바탕을 둔 새로운 경로계획방법을 제안하고 실험으로 이를 입증하였으며, 다음과 같은 특성을 확인하였다; i) 로봇의 직경보다 한 셀 정도 여유만 있으면 충돌없이 통과할 수 있다. ii) D_{max} 의 변화로 물체로의 접근정도를 조절할 수 있다. iii) k 값을 조절함으로써 로봇의 최소 주행가능 공간을 변화시킬 수 있다.

후기

본 연구는 학술진흥재단의 자유공모과제 지원(1989.8-1991.7)으로 수행 되었으며, 관계자 제위에 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Moravec, H.P. and Elfes, A., 1985, "High Resolution Maps from Wide Angle Sonar," IEEE International Conference on Robotics and Automation, St. Louis, pp. 116~121.
- (2) Moravec, H.P., 1988, "Sensor Fusion in Certainty Grids for Mobile Robots," AI Magazine, Vol.9, No.2, pp. 61~74.
- (3) Moravec, H.P. and Cho, D.W., 1989, "A Bayesian Method for Certainty Grids," AAAI Spring Symposium on Robot Navigation, Stanford CA, pp. 57~60.
- (4) Cho, D.W., 1990, "Certainty Grid Representation for Robot Navigation by a Bayesian Method," ROBOTICA, Vol. 8, pp. 159~165.
- (5) 임중환, 조동우, 1990, "초음파 센서를 이용한 자율 이동 로봇의 썬트티 그리드 형성", 대한전기학회논문지, 제39권 제4호, pp. 386~392.
- (6) Nilsson, N.J., 1971, "Problem Solving Methods in Artificial Intelligence," McGraw-Hill, New York.
- (7) Thorpe, C.E., 1984, "Path Relaxation : Path Planning for a Mobile Robot," Technical Report, CMU Robotics Institute, CMU-RI-TR-84-5.
- (8) Lozano-Perez, T. and Wesley, M. A., 1979, "An Algorithm for Planning Collision-free Paths among Polyhedral Obstacles," Commun. ACM, Vol.22, pp. 560~570.
- (9) Guibas, L. and Hershberger, J., 1985, "Computing the Visibility Graph of n line segments in $O(n^2)$ time," Theoret. Comput. Sc., Vol. 26, pp. 13~20.
- (10) Crowley, L. J., 1984, "Navigation for an Intelligent mobile robot," Carnegie Mellon Univ., Tech. Rep.CMU-RI-TR-84-18.
- (11) Brooks, R., 1983, "Solving the Find-path Problem by Representing Free Space as Generalized Cones," IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, Vol. SMC-31, No.3, pp. 190~197.
- (12) Osamu Takahashi and Schilling, R.J., 1989, "Motion Planning in a Plane Using Generalized Voronoi Diagrams," IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 5, No.2, April, pp. 143~150.
- (13) Lumelsky, V.J. and Stepanov, A.A., 1986, "Dynamic Path Planning for a Mobile Automation with Limited Information on the Environment," IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. AC-31, No. 11, pp. 1058~1063.
- (14) Berger, J.O., 1985, "Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis," Springer-Verlag, New York.
- (15) Nayar, S.K., Ikeuchi, K. and Kanade, T., 1990, "Surface Reflection : Physical and Geometrical Perspectives," Proc. of DARPA Image Understanding Workshop, Pittsburgh PA, September 11-13, pp. 185~212.
- (16) Kue, R. and Viard, V.B., 1991, "A Physical Based Navigation Strategy for Sonar-Guided Vehicles," The International Journal of Robotics Research, Vol. 10, No. 2, April, pp. 75~87.