

그리드지도의 방향정보를 이용한 형상지도 작성

강승균*, 임종환#

Feature based Map Building by using Orientation Information in a Grid Map

Seung Kyun Kang*, Jong Hwan Lim#

ABSTRACT

This paper presents an efficient method of extracting line segments from the occupancy grids in a grid map. The grid map is composed of 2-D grids that have both the occupancy and orientation probabilities using sonar sensors. We evaluate the orientation information of every grid when the occupancy probability of the grid is updated from sonar range data. To find the shape of an object in the map from orientation information, the orientations are clustered into several groups according to their values. The line segments are, then, extracted from the clusters based on Hough transform. Finally, a feature-based map is built with these line segments. The proposed method is illustrated with the results produced by sets of experiments in an indoor environment.

Key Words : Mobile robot(이동로봇), Grid map(그리드지도), Orientation information(방향정보), Line segment(직선선분), Hough transform(허프변환), Feature map(형상지도)

1. 서론

환경인식, 위치 추적 및 경로계획은 이동로봇의 자율항해를 위한 가장 기본적인면서도 필수적인 기능이다. 이 중 환경인식은 위치 추적 및 경로계획의 기초 정보를 제공할 수 있다는 점에서 무엇보다도 중요하다. 환경인식은 로봇에 장착된 환경인식용 센서의 정보로부터 로봇의 주위에 대한 지도를 형성하는 방법이 주로 이용된다.^{1,2}

지도 형성에는 비전 센서, 레이저, 그리고 초음파 센서가 주로 이용된다. 비전 시스템은 풍부한 영상을 제공하는 하지만 거리정보를 직접적으로 얻기 힘들뿐만 아니라 정보처리에 많은 시간이 요

구되며 비경제적이다. 레이저 센서는 정밀한 거리정보를 주지만 감지거리가 짧고, 비싸며 인체에 유해한 단점이 있다. 반면에 초음파 센서는 값이 싸고, 사용이 간편하며, 거리정보가 직접적으로 이용 가능하기 때문에 널리 쓰이는 센서 중 하나이다.

그러나 초음파 센서는 대부분의 물체에 대해서 거울 효과(Specular Reflection)가 발생하므로 센서 정면의 최 근접 물체가 감지되지 못하며, 여러 번 다른 물체에 반사되는 다중반사 경로 현상이 발생한다.^{3,5} 거울효과는 초음파 센서의 음파가 물체에 입사 되어 반사할 때 정반사의 법칙을 따르기 때문에 발생한다. 따라서 초음파 센서는 물체의 거리와 방향에 대해 큰 불확실성을 갖고 있어서 형성

* 접수일: 2005년 3월 10일; 게재승인일: 2005년 10월 7일

제주관광대학 메카트로닉스계열

교신저자: 제주대학교 메카트로닉스전공

E-mail : jhlim@cheju.ac.kr Tel. (064) 754-3712

된 지도의 질이 낮아 충분한 위치 정보를 줄 수가 없다. 이와 같은 초음파 센서의 문제점인 거울효과를 최소화 하기 위한 초음파 지도 형성 방법은 크게 그리드 지도와 형상지도로 나누어진다.

그리드 지도는 로봇의 활동 공간을 2 차원의 작은 그리드로 나누고 각 그리드에 물체가 존재할 확률을 할당하는 방법이다.^{6,9} 즉, 초음파 센서의 거리정보가 입수될 때 마다 각 그리드의 점령확률을 연속적으로 갱신함으로써 초음파 정보의 불확실성에도 불구하고 실제 물체가 존재하는 그리드의 점령확률이 궁극적으로 높아진다는 것에 근거한 방법이다. 실제 적용에서 그리드 지도는 초음파 정보가 누적됨에 따라 빈공간과 물체가 존재하는 공간이 잘 구분되는 결과를 보이고 있다.² 그러나 이 방법은 그리드의 크기에 따라 지도의 해상도가 달라질 뿐만 아니라 지도 형성 및 유지에 요구되는 메모리 량이 지나치게 과다하다는 단점이 있다.

형상지도는 물체의 구체적인 형상 즉, 평면, 모서리, 원형 등으로 주위 환경을 표현하는 방법이다.¹⁰ 이 방법은 초음파 정보를 개별적으로 이용하지 않고 정보사이의 연관성을 판단하여 그 연관성으로부터 구체적인 형상을 추출하여 지도를 작성한다. 형상 기준 지도는 각 형상이 위치 및 방향에 대한 구체적인 정보를 갖고 있으므로 로봇항해에 필수적인 위치 추적 및 위치 재평가에 그리드 지도보다 더 효과적이다.^{5,10} 그러나 이 방법은 초음파 정보의 상호 연관성을 필요로 하기 때문에 로봇이 한 위치에서 360 도 전 방향에 대한 스캐닝 데이터가 필요하다. 그로 인해 정보획득에 많은 시간이 요구된다.

최근 이 두 가지 형태의 지도 작성법의 장점을 결합하는 방법으로 그리드 형태의 지도로부터 형상지도를 구성하는 방법이 연구되고 있다.¹¹⁻¹² 이 방법들은 그리드 지도로부터 Hough 변환을 이용하여 직선성분을 추출하는 방법이다. 그러나 Hough 변환은 하나의 직선성분은 쉽게 추출이 가능하지만 다수의 직선이 혼합된 경우에는 효과적이지 못하다. 또한 추출된 직선성분의 양 끝점을 결정하지 못할 뿐만 아니라 메모리 사용량이 많고 계산시간이 길어져 실시간으로 이동로봇에는 적용하기가 어렵다.

따라서 본 연구에서는 그리드 지도와 형상지도의 장점을 서로 융합하여 양질의 형상지도를 형성하는 방법을 제안한다. 즉, 그리드 형태의 지도로

부터 각 그리드의 방향정보를 평가한 다음, 동일한 방향확률을 가진 셀들의 집합을 하나의 클러스터로 분류하여 각 클러스터 별로 독립적으로 직선성분을 추출할 수 있는 방법 및 추출된 직선성분을 이용하여 형상지도를 구성하는 방법을 제안하고자 한다.

2. 그리드 지도작성

그리드 형태의 지도는 대상 공간을 2 차원으로 근사하고 전체를 여러 개의 그리드로 나눈 다음 각 물체들이 존재하는 위치의 그리드에 일정한 값을 주어 표현한 것이다. 물체의 가장자리 부분에 해당하는 그리드만 정의하여 일정한 값을 부여함으로써 필요한 메모리 수를 줄이고 로봇 주위의 물체를 빠르게 표현할 수 있다. 또한 정확도가 떨어지는 초음파센서나 적외선 센서 등을 이용하여도 장애물정보를 안정적으로 제공해주는 장점이 있다.

정밀한 주행제어 및 위치추적이 이루어지기 위해서는 정밀도가 높은 지도 작성이 필요하며, 따라서 그리드의 크기를 가능한 작게 해야 한다. 그러나 로봇의 메모리에는 한계가 있으며, 셀의 크기가 작아질수록 필요한 메모리 양이 늘어나므로, 넓은 영역을 하나의 지도로 작성하기는 어렵다. 이러한 문제는 로봇 주위의 일정한 부분만을 대상으로 Fig. 1 과 같이 국부지도를 작성하는 방법으로 해결한다.

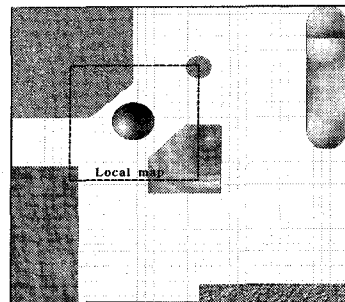


Fig. 1 Configuration of a local map

국부지도는 로봇의 현재 위치를 중심으로 일정한 영역만을 대상으로 하여 고해상도의 지도를 형성한다. 국부지도의 중심은 로봇의 중심과 일치하며 로봇이 진행함에 따라 같이 이동한다. 국부지도는 기준좌표계에 대해 그 방향이 일정하게 유지

되고 로봇이 상대적으로 방향을 바꾼다. 또한 지도내 각 그리드의 점령확률은 베이지안 모델^{1,6}을 극히 단순화 시킨 SMBM 모델²을 이용한다.

3. 직선성분 클러스터 형성

3.1 방향정보 평가

초음파 센서의 거울반사 효과는 정보의 신뢰성 측면에서는 단점이 되지만 각 셀의 방향을 평가하는 측면에서는 아주 효과적인 특성이다. 즉, 빛과 같이 거울반사가 일어나지 않는 경우 어떤 셀에 물체가 있다고 할 때 빛은 사방으로 반사가 일어나기 때문에 그 셀이 속하는 물체의 표면방향을 평가하기는 어렵다. 그러나 초음파 정반사의 법칙을 따르므로 물체의 표면에 거의 수직방향이 아니면 감지되지 않는다. 따라서 이 특성을 이용하여 쉽게 각 셀의 방향정보를 얻을 수 있다.

Fig. 2 와 같이 시간 t 및 $t+1$ 에서 측정된 초음파 정보의 형상을 각각 M_t 및 M_{t+1} 이라 하자. 먼저 M_t 위치의 측정만 고려하면 그리드 i 의 방향은 기준 좌표계의 x 축과 그리드 i 의 중심을 향하는 선분과의 사이 각 A_t 로 정의한다. 이 A_t 의 가중치를 $W_{t,i}$ 라 하자. $W_{t,i}$ 는 다른 그리드와 독립적이며 단지 M_t 측정시에 그리드 i 에 전달된 음파의 강도에 의존한다고 할 수 있다. 이것을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$W_{t,i} = P_r(r_t)P_\theta(\theta_t) \quad (1)$$

여기서(식(1)) $P_r(r)$ 와 $P_\theta(\theta)$ 는 센서와 물체 사이의 거리와 각도에 따른 음파의 강도 값으로서 Fig. 3 과 같은 형상을 갖는다.⁵

새로운 정보 M_{t+1} 이 얻어지고 Fig. 2 에 나타낸 바와 같이 그리드 i 가 다시 점령영역 내에 속한다고 가정하자. M_{t+1} 만을 고려할 때 그리드 i 의 방향을 $A_{new,i}$, 그 가중치를 $W_{new,i}$ 라 하자. M_t 와 M_{t+1} 을 동시에 고려하여 새로운 방향을 갱신하는 가장 간단한 방법중의 하나는 다음과 같은 두 각도 A_t 와 $A_{new,i}$ 의 가중치 평균이다. 즉,

$$A_{t+1} = \frac{A_t W_{t,i} + A_{new,i} W_{new,i}}{W_{t,i} + W_{new,i}} \quad (2)$$

이다. 새로 갱신된 방향 A_{t+1} 의 가중치 W_{t+1} 은 다음

식(3)과 같이 정한다.

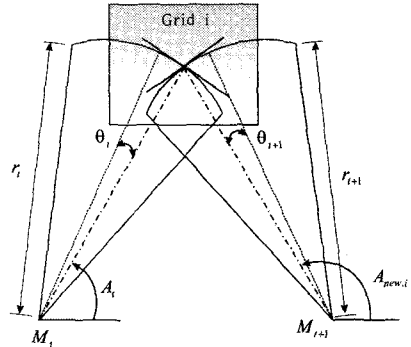


Fig. 2 Schematic diagram of measurements and the orientation of a cell

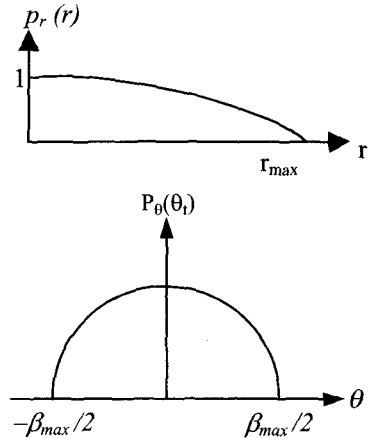


Fig. 3 Configurations of $P_r(r)$ and $P_\theta(\theta)$

$$W_{t+1,i} = W_{t,i} + W_{new,i} \quad (3)$$

즉, 셀 i 의 방향에 대한 새로운 가중치 값은 모든 과거 가중치정보의 합이다. 이와 같은 방법으로 점령영역내의 모든 그리드는 각각의 새로운 정보가 들어올 때마다 방향정보가 갱신된다.

3.2 직선성분 클러스터 형성

로봇의 작업환경에는 벽면, 가구, 소파 등 2 차원 지도에서 직선성분으로 표현되는 다수의 물체가 존재한다. 형성되는 국부지도에는 이와 같은 직선 성분들에 해당하는 그리드들의 점령확률이 높게 평가된다. 따라서 점령확률만으로는 각기 다

른 직선선분을 서로 구별해 낼 수가 없다. 지도내의 점령 그리드로부터 각각의 직선성분을 추출하기 위해서는 먼저 동일 직선 성분에 해당하는 그리드들을 서로 그룹화 할 필요가 있다. 본 연구에서는 점령 그리드들의 방향정보를 이용하여 각 직선별로 그리드들을 그룹화하는 클러스터링 방법을 제안한다.

클러스터란 일정 오차 범위 내에서 유사한 방향 값을 가지는 그리드들로서 동일 직선성분에 해당하는 점령 그리드들의 집단이다. 각 클러스터 중심 값은 그 클러스터에 속하는 그리드들의 방향값의 평균값으로서 정의되는데, 이것의 물리적 의미는 그 클러스터가 나타내는 직선의 기준 좌표계에 대한 방향각을 나타낸다. 이 방향각의 절대값은 로봇이 이동 도중 기준좌표계에 대해 항상 각도오차를 가지므로 큰 의미가 없지만 인접한 다른 직선선분과의 상대각도에 대한 정보를 제공하므로 클러스터 형성 및 물체 형상구분 시에 중요한 정보를 제공한다. 또한 지도 내에서 클러스터의 수는 그 지도를 구성하고 있는 물체의 직선선분의 수와 같다.

방향정보로부터 클러스터를 형성하는 방법은 다음과 같다. O_i 를 임의의 그리드 i 의 방향 값, C_k 를 k 번째 클러스터의 중심 값, D_T 를 동일 클러스터 내에 방향 값의 최대오차 (즉 하나의 클러스터에 대한 각도의 오차범위), 그리고 각 클러스터 사이의 중심 값 최소 차를 C_T 라 정의할 때 다음과 같은 단계를 거쳐 클러스터를 형성한다.

- 1 단계 : 초기 클러스터 수는 1, 중심 값은 0 으로 설정한다.
- 2 단계 : 지도내의 모든 점령 그리드에 대하여 다음을 수행한다. 현재 그리드 i 의 방향값 (O_i)과 현재까지 생성된 모든 클러스터의 중심과의 차를 계산하고 그 중 최소가 되는 클러스터가 k 번째 라면 $D_{min} = |O_i - C_k|$ 을 구하고 다음의 과정을 수행한다.
 - (a) 만약 $D_{min} \leq D_T$ 이면 그리드 i 를 k 번째 클러스터에 소속시키고 O_i 를 고려한 새로운 C_k 값을 구한다.
 - (b) 만약 $D_{min} > D_T$ 라면 그리드 i 는 새로운 클러스터 중심이다. O_i 를 새로운 클러스터 중심 값으로 설정하고 클러스터 수를 1 만큼 증가시킨다.
- 3 단계 : 만약 어떤 두 클러스터의 중심 값 차가

C_T 보다 작으면 다음 식을 이용하여 두 클러스터를 병합하고 새로운 중심을 구한다.

$$C_{merge} = \frac{C_1 N_1 + C_2 N_2}{N_1 + N_2} \quad (4)$$

여기서 C_i , N_i 는 각 클러스터의 중심 값 및 그리드의 개수를 나타낸다.

4 단계 : 새로운 클러스터가 형성되지 않을 때까지 위의 2 와 3 단계를 반복한다.

이와 같은 클러스터링 과정을 통하여 각 클러스터의 중심은 실질적인 직선선분의 방향 값으로 점차 이동하게 된다.

각 클러스터에 대한 각도 오차범위 D_T 는 초음파 센서의 유효 감지 각도로부터 발생한다. 즉, 초음파 센서는 이론적으로 전 방향으로 전파되지만 물체 감지가 가능한 음파의 유효감지각도 폭은 일반적으로 20 에서 30 도 정도이다. 따라서 동일 직선을 감지할 수 있는 센서의 각도 범위는 거울효과를 고려할 때 유효감지 각도와 동일하므로 로봇의 각도오차를 동시에 고려할 때 D_T 는 센서의 유효감지 각도보다는 크게 된다. 또한 클러스터 중심 사이의 최소값 C_T 는 D_T 보다 큰 값이 되어야 하며 이는 이와 같은 방법으로 구분할 수 있는 각 직선 형상의 최소 각도 차를 의미한다.

4. 허프변환에 의한 직선선분추출

허프 변환은 영상으로부터 직선이나 곡선 등을 추출하기 위한 방법으로 널리 사용되어 왔다.¹²⁻¹⁴ 허프 변환의 기본 개념은 직선식의 경우 (x, y) 를 그 직선 상의 한 점의 좌표라 할 때,

$$y = ax + b \quad (5)$$

로 표현되는 양함수식(explicit equation)을 다음과 같이 (ρ, θ) 식으로 변환하는 것이다.

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

여기서 ρ 는 원점에서 직선에 내린 수선의 길이, θ 그 수선의 기준좌표계에 대한 각도를 나타내며 동일직선에서는 (x, y) 에 무관하게 각각 동일한 값을

찾는다. 직선이 수직이거나 수직에 가까운 경우 식 (5)를 적용할 때에는 매개변수 a 와 b 의 값이 $(-\infty, \infty)$ 의 무한한 범위를 갖게 되어 수리적으로 처리하기 곤란하지만 허프 변환된 식 (6)을 적용하면 ρ 및 θ 가 유한한 크기를 갖기 때문에 문제가 되지 않는다.

허프변환을 이용한 직선추출방법은 다양한 ρ 와 θ 에 대해 각 그리드의 좌표 (x, y) 를 (6)에 대입하였을 때 (6)을 만족하는 그리드의 수가 최대가 되는 때의 ρ 와 θ 를 찾아내는 방법이다. 따라서 ρ 와 θ 의 증분 값을 작게 할수록 직선추출 시간이 길어진다. 또한 하나의 지도 내에서 여러 개의 직선선분이 존재하는 환경에서는 각각의 직선 선분을 독립적으로 추출하기가 쉽지 않으며, 가능하다 하더라도 알고리즘이 복잡하여 메모리 및 계산시간이 길어져 실시간으로 이동로봇에는 적용하기가 어렵다.

이와 같은 문제는 전술한 그리드들의 방향 값에 근거한 클러스터를 이용함으로써 쉽게 해결할 수 있다. 즉, 각 클러스터는 동일 직선성분을 나타내므로 여러 직선 선분이 공존하는 경우에도 각 클러스터에 대해 독립적으로 허프 변환을 수행함으로써 쉽게 각 직선선분을 독립적으로 추출할 수 있다. 또한 각 클러스터의 중심 값은 θ 에 해당하므로 θ 의 범위를 크게 줄일 수 있어 직선추출시간이 획기적으로 짧아진다. 이때 각 직선선분의 양 끝점의 좌표는 클러스터를 형성하는 그리드들의 위치정보로부터 쉽게 찾아낼 수 있다.

그러나 각 클러스터는 방향정보만을 가지고 있으며 원점에 대한 거리정보가 없기 때문에 방향이 동일한 서로 다른 직선 성분들은 서로 구별되지 못하고 동일한 클러스터를 형성하는 문제가 발생할 수 있다. 이 경우에도 허프 변환을 수행하면 각기 다른 직선선분의 개수만큼 직선이 추출되기는 하지만 두각 클러스터의 그리드들이 서로 영향을 미쳐 직선식의 오차가 비교적 크게 나타나는 경우가 많다. 더욱 큰 문제는 각 직선의 끝점을 제대로 찾아낼 수가 없다는 것이다.

이 문제는 다음과 같이 해결할 수 있다. 클러스터에 속하는 각 그리드에 대하여 추출된 직선과의 최단거리를 평가함으로써 어떤 직선에 해당하는 그리드인지를 구별할 수 있다. 이와 같이 동일 클러스터로 분류된 그리드들을 직선과의 수직거리에 따라 재 분류하여 새로운 클러스터를 형성 함으로

써 각 클러스터에 대해 독립적으로 단일 직선을 대응시킬 수가 있다. 또한 각 직선의 끝점은 해당 클러스터의 셀들의 분포로부터 쉽게 찾을 수가 있다.

5. 실험결과

그리드 지도의 방향정보 기반 형상지도 작성을 위한 직선추출의 유용성을 검증하기 위해 실제로 로봇을 이용하여 실험을 수행하였다. 실험에 이용된 로봇은 Nomad Scout 로봇으로서 Fig. 4 와 같이 22.5도 간격으로 16 개의 Polaroid 초음파센서가 장착되어있고, 음파의 유효 감지각은 25° , 감지거리는 0.15m 에서 10m 정도이다. 로봇은 각 샘플시간당 16 개의 초음파 거리정보와 바퀴에 부착된 엔코더 정보로부터 추측항법(dead reckoning)으로 위치정보를 제공한다.

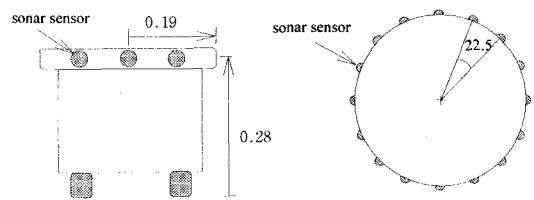


Fig. 4 Configuration of a robot

로봇은 각 샘플 당 위치좌표와 16 개의 초음파 데이터를 획득하여 국부지도내의 그리드의 점령확률 및 방향정보를 갱신하며 각 점령 그리드를 클러스터링한다. 클러스터 결과가 일정 조건을 만족하면 직선선분을 추출하고 그 선분을 기억한다. 로봇이 형성하는 국부지도의 크기는 48×48 개의 그리드로 구성되어 있으며 각 그리드의 크기는 $0.05m \times 0.05m$ 이다. 로봇의 이동거리가 2m 이상이며 클러스터가 형성 될 경우 직선추출을 실시하였다.

로봇의 위치평가는 추측항법(Dead Reckoning) 이외에는 수행되지 않았으며 이동 중에 발생하는 위치오차가 그리드지도 형성 시에 그대로 반영되었다. 클러스터 형성을 위한 D_T 및 C_T 는 각각 초음파 센서의 유효 감지각을 고려하여 25° 및 35° 로 하였다. 실험환경은 벽, 종이상자, 목재로 외곽이 이루어진 가로 세로가 $6m \times 7m$ 인 실내이며 형상은 Fig. 5 와 같다.

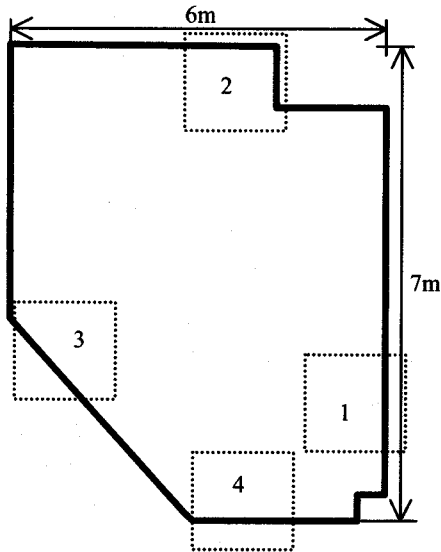


Fig. 5 Experimental Environment

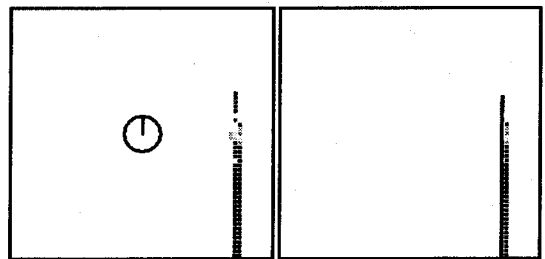
Fig. 6에서 Fig. 9는 Fig. 5에 점선으로 표시된 위치에서 형성된 국부지도로부터 형성된 클러스터링 결과 및 직선선분 추출 결과를 나타낸다. 각 그림 (a)에서 좌측은 형성된 국부지도를 나타내며 그리드의 색이 짙을수록 점령확률이 높음을 나타내고, 우측은 클러스터링 된 그리드 및 추출된 직선선분을 나타낸다. 또한 (b)에서는 국부지도 내의 점령 그리드들의 방향 값 분포를 나타내며, (c)에서는 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$, $-84.84 \leq \rho \leq 84.84$ 사이의 허프 변환 결과인 각도와 거리값을 3 차원플롯으로 나타낸 결과이며, 그래프에서 거리의 중심값(로봇의 위치)은 85이다. 결과에서 알 수 있듯이 점령 그리드들의 방향 값에 의한 동일직선 클러스터링 방법은 실제 직선 선분들을 잘 구별하고있다고 사료된다. 그러나 각 클러스터의 중심 값은 실제 직선의 방향보다 약간씩 차를 보이고 있는데, 이는 로봇이 주행함에 따라 위치 및 각도오차가 발생하기 때문이다.

Fig. 7의 (a)를 살펴보면 좌측의 국부지도의 그리드와 우측의 클러스터링 된 그리드의 숫자가 다름을 볼 수 있다. 이것은 실제로 국부지도내의 그리드들은 동일한 직선선분에 의한 것이지만 초음파센서의 오차, 로봇의 방향오차 등으로 인해 그리드의 방향 값에 영향을 주기 때문이다.

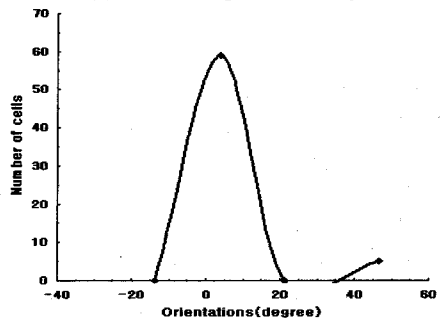
또한 Fig. 9의 (b)는 그리드들의 방향 값 분포는 두개의 봉우리(클러스터)를 보이고 있지만 클러스터 및 추출된 직선은 하나이다. 이것 역시 측정 및

로봇의 방향오차 등에 의해 하나의 직선 선분에 대한 그리드의 방향확률에 오차가 발생했기 때문이다. 그러나 잘못된 클러스터를 형성하는 그리드의 수가 그렇게 많지 않기 때문에 클러스터 형성시에 최소 그리드 개수 조건을 줌으로써 쉽게 이러한 문제를 해결할 수 있다. 또한 허프변환을 통한 직선의 방정식을 구하였으므로 우측과 같이 직선을 추출할 수 있다.

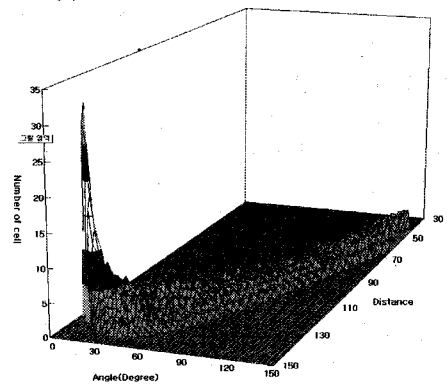
Fig. 10은 각 국부지도에서 추출된 직선선분을 이용하여 전체 형상지도를 형성한 결과이며, Table 1에서는 실험환경의 각 면의 위치와 그 면에 해당



(a) Local map and line segment

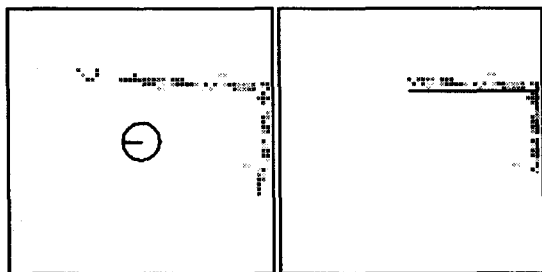


(b) The distribution of orientations

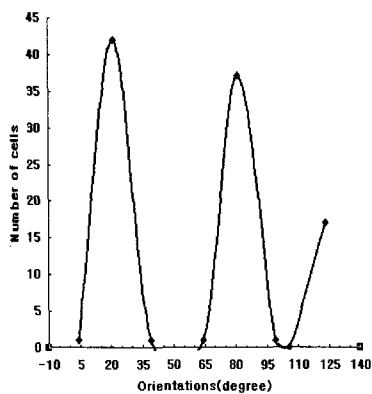


(c) The Plotting of Hough Transform (ρ vs. θ).

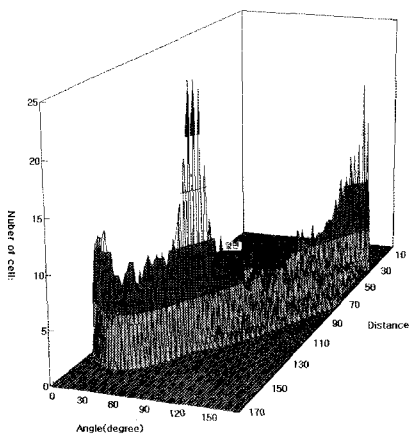
Fig. 6 Results of cluster at position 1



(a) Local map and line segment



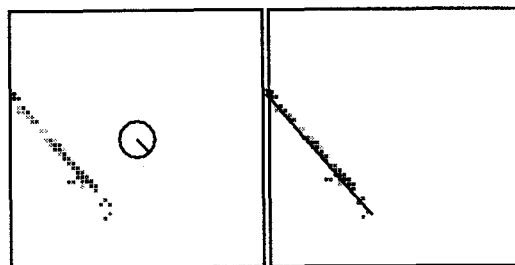
(b) The distribution of orientations



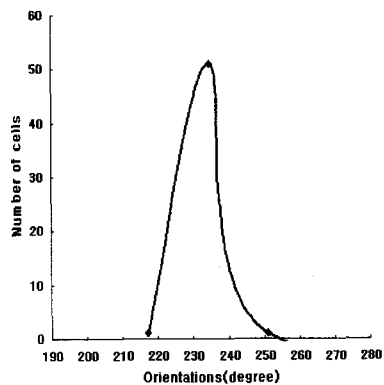
(c) The Plotting of Hough Transform (ρ vs. θ).

Fig. 7 Results of cluster at position 2

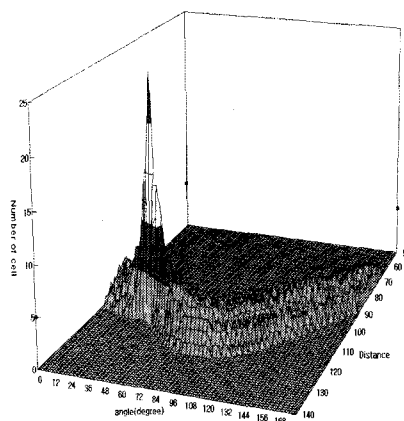
하는 추출된 직선의 좌표를 나타내었다. 그림에서 실제 하나의 직선이 여러 개의 선분으로 분할되어 나타나고 있는데 이는 국부지도를 이용하여 부분적으로 직선을 추출하기 때문이다. 이를 해결하기 위해서는 전역 지도를 기준으로 하거나 아니면



(a) Local map and line segment



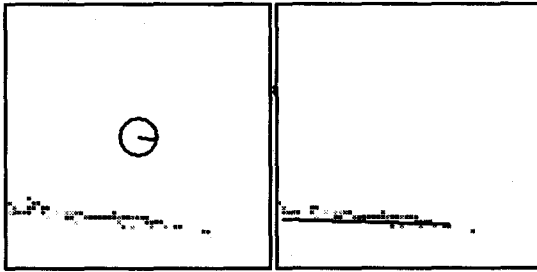
(b) The distribution of orientations



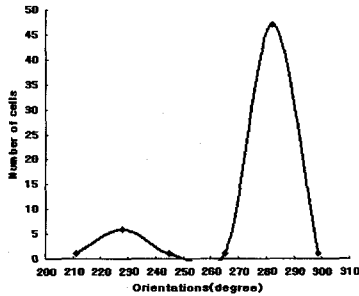
(c) The Plotting of Hough Transform (ρ vs. θ).

Fig. 8 Results of cluster at position 3

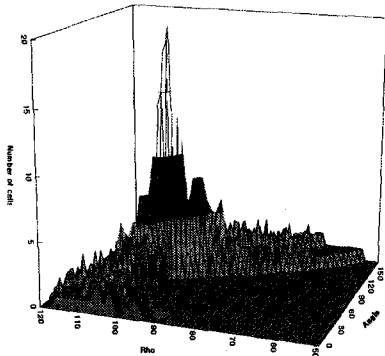
분할된 직선선분을 하나로 융합하는 알고리즘의 연구가 추가로 필요하다. 또한 Fig. 10를 살펴보면 전체적으로 실험환경의 윤곽은 제대로 잘 나타나고 있으나 실제 환경과는 달리 각 직선의 모서리 부분이 연결되지 못하고 있으며 전체적으로 찌그러진 형상을 나타내고 있다. 이것은 본 알고리즘



(a) Local map and line segment



(b) The distribution of orientations



(c) The Plotting of Hough Transform (ρ vs. θ).

Fig. 9 Results of cluster at position 4

의 문제이기 보다는 로봇의 위치평가(localization)가 이루어지지 않음으로 인해 로봇의 각도 및 위치오차가 많이 발생한 결과이다.¹⁶ 따라서 보다 정밀한 지도 형성을 위해서는 지도형성과 동시에 로봇의 위치를 평가하는 방법의 개발이 필요할 것으로 사료된다.

6. 결론

본 연구에서는 그리드 형태의 지도로부터 각 그리

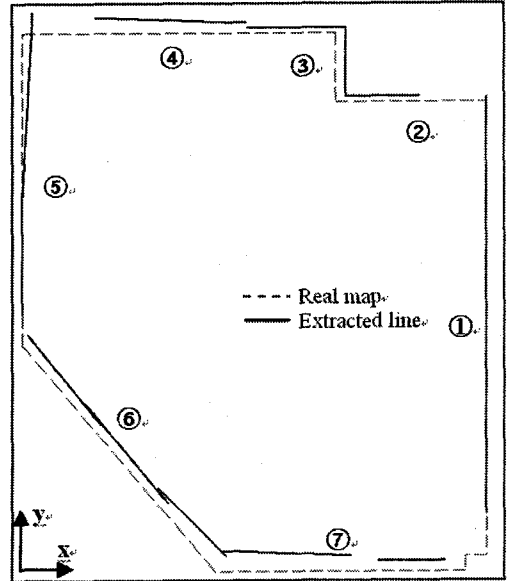


Fig. 10 Reconstructed map from line segments

Table 1 True and estimated position of line segments

No	True Position				Estimated Position			
	x1	y1	x2	y2	x1	y1	x2	y2
①	6.27	0.22	6.27	6.25	6.29	0.81	6.23	1.96
					6.24	1.84	6.24	3.59
					6.29	3.41	6.29	5.16
					6.29	4.21	6.29	6.36
②	4.25	6.25	6.27	6.25	4.34	6.37	5.39	6.32
③	4.25	6.25	4.25	7.20	4.39	6.36	4.39	7.21
④	0.00	7.20	4.25	7.20	3.04	7.21	4.39	7.21
					1.03	7.40	3.08	7.30
⑤	0.00	7.20	0.00	3.05	0.11	6.18	0.16	7.48
					0.06	4.97	0.11	6.22
					0.00	3.46	0.05	5.06
⑥	0.00	3.05	2.60	0.00	1.08	1.96	0.08	3.16
					2.03	0.97	0.88	2.27
					1.89	1.14	2.79	0.24
⑦	2.60	0.00	5.98	0.00	2.69	0.29	4.44	0.24
					4.79	0.21	5.74	0.21

드의 방향정보를 평가한 다음, 동일한 방향확률을 가진 셀들의 집합을 하나의 클러스터로 분류하여 각 클러스터 별로 독립적으로 직선선분을 추출할 수 있는 방법 및 추출된 직선선분을 이용하여 향상지도를 구성하는 방법을 제안하였다. 각 클러스터로부터 직선을 추출하는 방법은 허프변환을 이용하였다. 이 방법은 동일 직선에 해당하는 그리드

들을 방향정보를 기준으로 하나의 클러스터로 분류 함으로서 기존의 허프변환이 다수의 직선성분이 공존하는 환경에서 적용이 어렵다는 단점을 개선한 것이다. 개발된 방법을 실험으로 검증한 결과 실시간으로 다수의 선분이 공존하는 환경 하에서도 각각 직선성분을 독립적으로 추출할 수 있음을 확인할 수 있었다. 다만 지도형성과정에서 발생하는 로봇의 위치오차 및 방향오차의 영향으로 직선성의 위치오차가 많이 발생하였으며, 동일 직선성분이 다수의 직선성분으로 분할되어 나타나는 문제가 발생하였다. 따라서 지도형성과 동시에 위치평가를 수행하는 방법과 분할된 직선 성분을 융합하는 방법의 개발이 필요하다.

참고문헌

1. Moravec, H., "Sensor fusion in certainty grids for mobile robots," AI Magazine, Vol.9, No.2, pp.61-74, 1988.
2. Lim, J. H., "Map Construction, Exploration and Position Estimation for an Autonomous Mobile Robot using Sonar Sensors," Dept. of Mechanical Engineering, 1994.
3. Elfes, A., "Sonar-based real-world mapping and navigation," IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.3, No.3, pp.249-265, 1987.
4. Lim, J. H. and Cho, D. W., "Specular Reflection Probability in Certainty Grid Representation," Trans. of ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Vol.116, pp.512-520, 1994.
5. Lim, J. H. and Cho, D. W., "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.
6. Lim, J. H. and Leonard, J. J., "Mobile Robot Relocation from Echolocation Constraints," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.9, pp.1035-1041, 2000.
7. Kang, S. K. and Lim, J. H., "Sonar Based Position Estimation System for an Autonomous Mobile Robot Operating in an Unknown Environment," KSME International Journal, Vol.13, No.4, pp.339-349, 1999.
8. Moravec, H. P. and Elfes, A., "High Resolution Maps from Wide Angle Sonar," IEEE International Conference on Robotics and Automation, St. Louis, pp.116-121, 1985.
9. Borenstein, J. and Koren, Y., "Histogrammic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance," IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol.7, No.4, pp.535-539, 1991.
10. Leonard, J. J. and Durrant-White, H. F., "Direct Sonar Sensing For Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publisher, 1992.
11. Hong, H. J., Kweon, S. K., Ro, Y. S., "Line segments map building using sonar for mobile robot," J. of CASE, Vol.7, No.2, 2001.
12. Kang, S. K., Lim, J. H., Kang, C. U., "Extraction of Line Segment based on the Orientation Probability in a Grid Map," Proc. of KSPE, pp.176-180, June, 2003.
13. Hough, P., "Methods and means for recognizing complex patterns," U.S.Patent 3,069,654, December 1962.
14. Illingworth, J. and Kittler, J., "Survey of the Hough transform," CVGIP 44, 2734-2738, 1988.
15. Leasvers, V.F., "Shape detection in computer vision using the Hough transform," Springer-Verlag, London, 1992.
16. Lim, J. H. and Kang, C. U., "3-D Localization of an Autonomous Underwater Vehicle Using Extended Kalman Filter," J. of KSPE, Vol.21, No.17, pp.130-135, 2004.