Proceedings of the 12th
KACC, October 1997

미지의 영역에서 활동하는 자율이동로봇의 초음파지도에 근거한 위치인식 시스템개발

Development of a Sonar Map Based Position Estimation System for an Autonomous Mobile Robot Operating in an Unknown Environment

[0]강승균*, 임종환*

*제주대학교 기계공학과(Tel:+82-64-54-3625; Fax:+82-64-56-3886; E-mail:skkang@cheju.ac.kr)

Abstracts : Among the prerequisite abilities (perception of environment, path planning and position estimation) of an autonomous mobile robot, position estimation has been seldom studied by mobile robot researchers. In most cases, conventional position estimation has been performed by placing landmarks or giving the entire environmental information in advance. Unlikely to the conventional ones, the study addresses a new method that the robot itself can select distinctive features in the environment and save them as landmarks without any a priori knowledge, which can maximize the autonomous behavior of the robot. First, an orientation probability model is applied to construct a local map of robot's surrounding. The feature of the object in the map is then extracted and the map is saved as landmark. Also, presented is the position estimation method that utilizes the correspondence between landmarks and current local map. In doing this, the uncertainty of the robot's current position is estimated in order to select the corresponding landmark stored in the previous steps. The usefulness of all these approaches are illustrated with the results produced by a real robot equipped with ultrasonic sensors.

Keywords : Position estimation, Position uncertainty, Correspondence, Local map

1. 서 론

이동로봇이 자율적인 행동을 하기 위해서는 환경인식, 경로계획 및 주행제어, 그리고 위치인식 및 보정등의 3가지 기본적인 능력을 갖추어야 한다. 환경인식과 경로계획은 지금까지 많은 연구가 수행되어 왔으며, 그 결과 어느 정도 실용적인 단계에 와 있으나, 위치인식 및 보정에 관한 연구는 상대적으로 미흡한 실정이다. 기존의 위치보정방법이 [1,2] 갖는 공통적인 단점은, 사전에 비콘센서나 안내표식을 설치해야 하거나 기준모델을 입력해줄 필요가 있을 뿐만 아니라, 이로 인해 로봇의 작업영역이 제한되므로 환경변화가 심한 곳이나 해저탐사, 우주탐사 및 미지영역에서의 작업과 같이 사전정보가 없거나 안내표식의 설치가 어려운 곳에서는 적용될 수 없다는 점이다.

초음파센서는 장치가 간단하며 직접적인 정보를 얻을 수 있어 자율이동 로봇의 센서로 많이 쓰이지만 정보의 불확실성이 크고 거울효과가 발생하기 때문에 형성된 초음파 지도의 질이 낮아 위치보정에 쓰여질 수 없었다[3]. 그러나, 최근 초음파센서의 가장 큰 문제점인 거울효과를 해결하는 연구가 완성되어[4,5] 초음파 지도만을 이용한 위치보정 방법이 제시되었다[6,7]. 그러나 이 방법은 로봇이 이동함에 따라 발생하는 오차의 범위를 제대로 추정하지 못하기 때문에 위치보정 단계에서 현재의 오차범위내에 존재하는 안내표식을 찾아내는데 어려움이 있을 뿐만 아니라 평가된 위치에 대한 신뢰도를 추정할 수 없는 문제가 있다.

본 연구에서는 초음파지도에 근거한 기존의 위치평가 방법에서 나타난 한계점을 극복하여 보다 신뢰성 있는 위치평가가 가능한 시스템을 제안한다. 또한 로봇이 이동함에 따라 누적되는 위치오차를 정량적으로 평가 할 수 있는 방법을 제시하며, 이를 이용하여 위치 오차를 추정하여 보정하는 위치 인식 시스템을 개발하여 실험으로 그 유용성을 검증한다.

2. 로봇의 위치 불확실도의 추정

2차원 평면상에서의 로봇의 위치는 (x, y, θ)로 표시되며, 이는 각각 로봇의 위치와 방향을 나타낸다. 근사좌표변환(approximate transformation, AT ; 이하 AT 로 표기)은 어떤 절대적인 좌표계와 불확실성을 갖는 다른

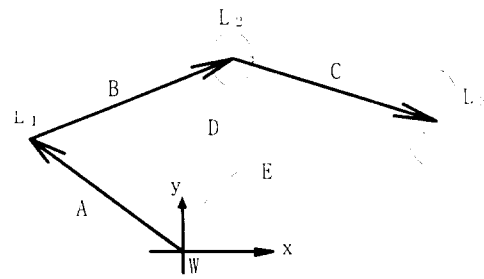


그림 1 로봇의 위치에대한 근사좌표변환

Fig. 1 Approximate transforms of the robot position

좌표계 사이의 평균적인 위치 관계를 확률적으로 추정하고, 이 추정의 불확실성을 공분산 행렬을 이용하여 표시한 것이다. Fig. 1에서 각 점을 연결하는 화살표는 절대좌표계에서 상대좌표로의 AT를 뜻한다. 타원은 다변량 가우시안 확률분포(multivariate gaussian distribution)에서 2차원 상에 같은 확률 값을 갖는 궤적을 나타낸다. 그러므로, 타원이 크다는 것은 그 만큼 위치의 불확실성이 크다는 의미이다. 점선의 타원은 로봇의 마지막 위치에 대한 로봇의 상대적 불확실성을 나타내며, 실선의 타원은 기준 좌표계(W)에 대한 로봇 위치의 불확실성을 나타낸다. 그림에서 W는 로봇의 출발점이자, 기준좌표계의 원점이 된다. A, B, C는 W, L_1, L_2, L_3사이의 좌표변환을 의미한다. 그림에서 $L_2(X_3, Y_3, \theta_3)$의 좌표를 절대좌표계 W에 대해서 표시하기 위해 좌표변환 $A(X_1, Y_1, \theta_1)$와 $B(X_2, Y_2, \theta_2)$를 합성하면 다음과 같다[8,9].

$$\begin{aligned} X_3 &= f(X_1, Y_1, \theta_1, X_2, Y_2, \theta_2) = X_2\cos\theta_1 - Y_2\sin\theta_1 + X_1 \\ Y_3 &= g(X_1, Y_1, \theta_1, X_2, Y_2, \theta_2) = X_2\sin\theta_1 + Y_2\cos\theta_1 + Y_1 \\ \theta_3 &= h(X_1, Y_1, \theta_1, X_2, Y_2, \theta_2) = \theta_1 + \theta_2 \end{aligned} \quad (1)$$

함수 f, g, h의 평균과 공분산을 구하기 위해, 모든 변수들을 랜덤 변수로 가정하고, 이 함수들을 각각의 변수들의 평균값의 1차 테일러 급수로 가정하여 함수들의 평균치를 구한다. 공분산 행렬을 얻기 위해서 테일러 급수 전개를 행렬식으로 쓰면, 아래와 같은 편차의 식으로 표시된다.

$$\begin{pmatrix} \Delta X_3 \\ \Delta Y_3 \\ \Delta\theta_3 \end{pmatrix} \cong J\,(\Delta X_1, \Delta Y_1, \Delta\theta_1, \Delta X_2, \Delta Y_2, \Delta\theta_2)^T \qquad (2)$$

(2)식의 J는 다음과 같은 자코비안 행렬이다.

$$J=\left(\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & -(Y_3-Y_1) & \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ 0 & 1 & (X_3-X_1) & \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{array}\right) \qquad (3)$$
$$=[\ H \mid K\ ]$$

A, B의 공분산행렬을 각각 C_1, C_2라 할 때, 식(2)의 양변을 제곱하고, 결과 식의 기대값을 구함으로써, W에 대한 L_2의 공분산 행렬 C_3을 구할 수 있다.
$C_{ij}=E(\Delta X_i, \Delta Y_j)$ 이므로, C_3은,

$$C_3=J\begin{pmatrix} C_1 & 0 \\ 0 & C_2 \end{pmatrix} J^T = H\,C_1\,H^T+K\,C_2\,K^T \qquad (4)$$

로봇이 이동함에 따라 발생하는 위치오차에 대한 확률적인 자료를 알고 있으면, Fig. 1의 A, B, C의 공분산 행렬을 식(4)를 이용하여, 계속 합성해 나감으로써, 각 위치에서의 로봇의 위치불확실도를 예상할 수 있다.

3. 위치평가

3.1 기준지도 선택방법

본 연구에서는 로봇의 자율성을 극대화 하기 위해 초기에 미지영역을 탐사하는 도중 형성되는 국부지도중에서 특징이 있는 부분을 로봇 스스로 선택하여 길잡이(기준지도)로 사용한다. 기준지도는 로봇의 위치와 방향에 대한 최대한의 정보를 줄 수 있는 것이어야 하며 그 선택방법은 실시간 적용이 가능해야 한다. 따라서 다음과 같은 선택기준을 설정하였다[10].

1. 벽 모서리 부근의 지도와 같이 특징이 있는 국부지도를 선택한다. 직선벽은 벽에대한 로봇의 상대적인 각도 정보는 줄 수 있지만 위치정보는 주지 못한다. 그러나 긴 직선벽 부근에서의 작업시는 로봇의 작은 각도오차가 주행거리의 증가에 따라 큰 위치오차를 유발시킬 수 있으므로, 일정거리(D_{max})마다 직선형상의 지도도 선택을 한다.
2. 가능한 한 점령셀의 갯수가 많은 지도를 선택한다. 점령셀수가 많다는 것은 지도내의 물체 윤곽에 대한 정보가 풍부하다는 의미가 되므로 차후의 위치보정을 위한 매칭에 유리하다.
3. 인접한 기준지도 사이에는 가능한 한 유사성이 적어야한다. 이것은 실제 작업공간에는 동일한 형상의 물체들이 여러개 존재할 수 있으므로 매칭시에 로봇이 현재지도와 대응되는 기준지도를 선택하는 과정에서 문제를 야기시키기 때문이다.
4. 기준지도 사이에는 일정거리(D_{min})를 유지시킨다. 3항에서 언급된 바와 같이 동일 형상의 여러개의 기준지도가 존재할 수 있으므로 한 위치에서 그때의 최대 오차범위내에는 하나 이하의 기준지도만이 존재하는 것이 바람직하다.

D_{max}와 D_{min}은 실제 로봇의 이동특성에 따라 결정되어질 상수이다. D_{max}는 로봇의 위치오차가 최대 허용오차 범위이내에 들어갈 수 있는 최대 이동거리를 의미한다. 반면에 D_{min}은 기준지도사이의 최소거리이다. 지도형상은 지도내에 형성된 물체의 선분수와 각 선분사이의 각도로서 정의되며, 점령셀들의 방향을 분류함으로써 이들 정보를 추출한다[10].

3.2 지도사이의 대응성

Matching으로부터 위치를 평가하기 위해서는 먼저 저장된 여러 기준지도 중에서 현재의 국부지도에 대응되는 지도를 찾아내야 한다. 위치오차가 아주 작은 경우에는 두 지도사이의 거리만으로도 충분히 대응성을 판단할 수 있지만 본 연구에서는 이러한 가정을 하지 않았고, 따라서 다음과 같은 대응성 지수를 정의하여 이것들로부터 두 지도의 대응성을 판단하고자 한다[12].

1) 형상지수

두 지도의 형상에 대한 대응성을 나타낸다. 국부지도의 형상은 물체를 구성하고 있는 선분의 수와 각 선분들 사이의 각도로 분류된다. 따라서 이 지수는 두 지도의 선분수와 각도가 일치하는지 여부를 알려준다. 이 형상지수를 결정하는 방법은 다음과 같다.

방향들이 가지고 있는 값들에 의해서 몇개의 그룹으로 cluster를 이루게 되는데 이들 방향정보로부터 국부지도내에있는 물체의 형태를 알 수 있게된다. 여기서, cluster중심들은 각 cluster에서 방향들의 평균값이된다. cluster중심의 수는 국부지도를 구성하고있는 물체의 선분의 수로 표현되어지며, 중심의 값은 초기 기준좌표계에대한 선분의 각 방향으로 표현된다. 선분들 사이의 상대각도는 물체의 형상 정보를 준다. 상대각도와 선분의 수인 두가지 정보는 지도에서 물체의 형태를 완전히 특성화 할 수 있다. 국부지도내에서 셀 i 의 방향을 O_i라하고, k번째 cluster의 중심을 C_k, 그리고 동일 cluster내에 방향의 최대오차, 즉 하나의 cluster에대한 각도의 범위를 D_T라하자. clustering 알고리즘은 다음 단계를 따른다.

1 단계 : 이전의 clustering을 현재 clustering의 초기값으로 놓아 중심을 잡는다. 여기서 중심사이의 거리는 D_T보다 더 클 것이다.

2 단계 : 지도내의 각 점령셀에 대한 모든k($0 \le k \le$현재 cluster중심의 최대수)의 D_{min}(=min $\mid O_i-C_k \mid$)을 구하고 다음의 과정을 수행한다.

(a) 만일 $D_{min} \le D_T$라하면, O_i는 k번째 cluster에 속하고 O_i를 고려해서 새로운 C_k값을 구한다.

(b) 만일 $D_{min} > D_T$라면 O_i는 새로운 cluster 중심이다. O_i를 새로운 cluster중심으로 놓으면 중심들의 수는 1만큼 증가한다.

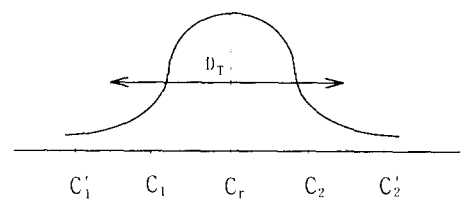


그림 2 실질적인 하나의 cluster는 2개의 cluster로 나누어짐.
Fig. 2 Actual one cluster is divided into two ones.

위의 1 단계는 cluster 중심들이(물체의 형상) 갑자기 변화하지 않는다는 가정하에서 타당하다. 초기에, 중심들의 수는 0으로 놓는다. 그것은 실제 중심들로부터 멀리 떨어진 방향을 가지는 셀들이 새로운 중심으로 선택될수도 있기 때문이다. 결과적으로, 실질적인 중심들의 일부분은 Fig. 2에서처럼 거리 D_T에 있게된다. 그림에서 C_1' 과 C_2' ($\mid C_1'-C_2' \mid > D_T$)는 초기 중심들로 선택되어진 것을 의미한다. clustering처리단계를 볼 때 두 중심은 실질적인 중심C_r을 향하여 연속적으로 이동할 것이다. 그러나 두 중심은 결코 하나로 되지않고 방향이 정확히 C_r인 셀들이 무한한 수가 아닌한 C_r과 같은 값을 유지하지는 않을 것이다. 국부지도내에 물체의 형상이 갑자기 변할때도(예를 들어 로봇이 모서리나 어떤물체를 만났을 때) 마찬가지일 것이다. 그러나 cluster알고리즘에 다음의 단계를 추가함으로써 두 개의 오차를 가지는 중심으로부터 실제 cluster중심을 구하는 것은 쉽다.

3 단계 : 만일 두 중심중 어느것이 D_T안에 위치한다면 다음식을 이용할수도 있다.

$$C_{merge}=\frac{C_1N_1+C_2N_2}{N_1+N_2} \qquad (5)$$

N_1, N_2 : C_1, C_2에 속해있는 셀들의 수

위의 1 단계는 cluster 중심들이(물체의 형상) 갑자기 변화하지 않는다는 가정하에서 타당하다. 초기에, 중심들의 수는 0으로 놓는다. 그것

은 실제 중심들로부터 멀리 떨어진 방향을 가지는 셀들이 새로운 중심으로 선택될수도 있기 때문이다. 결과적으로, 실질적인 중심들의 일부분은 Fig. 2에서처럼 거리 D_1에 있게된다. 그림에서 C_1' 과 C_2'($|C_1 - C_2| > D_1$)는 초기 중심들로 선택되어진 것을 의미한다. clustering처리단계를 볼 때 두 중심은 실질적인 중심C_1을 향하여 연속적으로 이동할 것이다.

2) 거리지수

이 지수는 고려되는 기준지도가 현 위치에서 오차 범위(위치불확실성을 나타내는 타원)내에 들어오는 가를 알려준다. 일반적으로 작업영역내에는 형상이 동일한 물체가 다수 존재할 수 있으므로 형상지수 만으로는 현재의 국부지도에 대응하는 기준지도를 찾아내기 어렵다. 따라서 형상지수가 만족되는 기준지도들 중 현재의 오차범위내에 있는 것이 대응되는 기준지도일 확률이 높다.

3) 셀 지수

두 지도에 있어서 셀의 갯수의 대응성을 나타낸다. 물체의 재질이나 형상(각도)에 따라 점령 셀의 갯수가 달라질 수 있으므로 셀갯수 자체가 대응성의 단서가 될 수 있다. 또한 매칭의 결과는 셀 수에 크게 의존하며 따라서 이 지수는 두 지도의 셀갯수 비가 매칭이 가능한 비율 이상인가를 나타낸다.

이상과 같은 모든 지수가 만족되면 두 지도가 서로 대응되는 것으로 판단한다. 기존의 연구[10]에서는 로봇의 위치불확실성을 평가하지 못했기 때문에 거리지수가 제대로 정의되지 못했다. 따라서 매칭시에 대응성 판단에 어려움이 있었고, 그 결과 위치보정의 신뢰도가 낮았다.

3.3. 위치 평가

로봇의 현재 위치는 대응관계 조사로부터 찾아진 기준지도와 현재 지도를 매칭함으로써 평가하게 된다. 현재의 지도의 각 점령 셀을 임의의 (δ x, δ y, $\delta\theta$)에 대해서 그 좌표를 변환하였을 때 거기에 대응되는 기준지도의 셀을 조사하여 그 대응정도가 최대가 되는 때의 (δ x, δ y, $\delta\theta$)를 찾아내는 작업이다. 각 점령 셀의 좌표를 변환하는 식은 다음과 같다[6].

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\delta\theta & -\sin\delta\theta \\ \sin\delta\theta & \cos\delta\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x - x_r \\ y - y_r \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta x + x_r \\ \delta y + y_r \end{pmatrix} \quad (6)$$

여기서 (x_r , y_r)은 로봇의 현 좌표, (x, y)는 현 지도상의 점령 셀의 좌표, 그리고 (X, Y)는 거기에 대응되는 기준지도상의 셀의 좌표이다. 이와 같이 구해진 한 쌍의 셀 들의 확률 값을 서로 곱하고 전체 점령 셀에 대해서 그 값을 합하였을 때 가장 큰 값을 주는 (δ x, δ y, $\delta\theta$)를 찾아낸다.

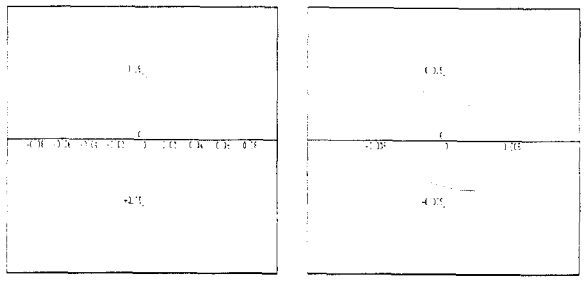
국부지도는 셀의 수가 적고 그 분포가 지도내의 4분평면내에 국한되므로 n/2보다 작은 지도에 대한 매칭을 수행하면 점령셀의 개수가 극히 적어 그 결과가 아주 나빠진다. 또한 n/2지도에서 시작하면 매칭에 소요되는 시간이 실제 적용에 어려울 정도로 길어진다. 여기서는 두 지도 사이의 최대 도심편차가 지도 크기의 1/4이하라는 점에 착안하여 다음과 같이 매칭시간을 줄이고자 하였다. 즉 n/2크기의 두 지도에서 도심을 서로 일치시킨 상태에서 최초 매칭을 시작한다. 이 경우 (δ x, δ y, $\delta\theta$)의 시도 범위를 원래 지도크기의 1/16으로 줄일 수 있다. 이와 같은 방법을 적용하였을 때 매칭에 요구되는 시간은 수 초 정도로 줄어든다.

4. 실험 및 결과

4.1. 로봇의 위치불확실성

식(4)을 이용하여 로봇의 위치불확실성을 추정하기 위해서는 로봇이 현 위치에서 다음위치로 이동 했을때의 공분산 행렬이 필요하다. 그러나 공분산 행렬은 로봇의 이동 형태에 따라 달라지며 수많은 이동형태에 따른 모든 공분산행렬을 모두 실험으로 구하는 것은 불가능하다.

실제 로봇의 이동형태는 다양하지만 단위 샘플링 시간당(0.1초) 로봇의 이동량은 그 크기가 미소하므로 직선주행과 회전시의 공분산 행렬을 각각 실험으로 구하여 매 샘플링 시간마다 공분산 행렬을 갱신하는 방법을 이용하였다. 그러나 한 샘플링 시간당의 이동거리는 아주 작기 때문에 실제위치와 오차를 측정하기가 매우 어려우므로 오차의 크기는 이동량에 비례한다고 가정할 수 있다. 실제 실험은 2m 직선주행과 2radian 회전에 대해 수행하고 이것을 단위 샘플링 시간당으로 환산하여 공분산행렬을 구하였다. Fig. 3은 공분산행렬을 이용하여 구한 타원을 나타낸다.



(a) 2 m movement (b) 2 radian

그림 3 위치 불확실성의 실험결과

Fig. 3 Experimental results of position uncertainty

4.2. 위치 평가

4.2.1 기준지도 선택

기준지도선택 방법에서 설명된 내용들을 토대로 기준지도 선택실험을 수행하였다. 기준지도의 크기는 48×48셀(2.4m×2.4m)이며 기준지도 사이의 최소거리(D_{min})는 1.8m, 최대거리(D_{max})는 5.0m로 주었다. 로봇이 작업영역의 벽을 따라 이동하는 도중 4개의 기준지도가 선택되어 저장되었으며 이를 Fig. 4에 나타내었다. 이 국부지도상의 점령셀들이 이루는 도심이 기준지도의 중심이 된다.

선택된 기준지도와 실제 실험환경을 비교해보면 벽의 모서리 부분들이 기준지도로 선택되었으며, 거리기준에 의해 선택되어지는 직선벽형태는 각 기준지도 사이의 거리가 최대거리보다 짧기 때문에 기준지도로서 저장이 되지 않았다. 이것은 기준지도를 판단할 때 형상기준이 거리기준보다 우선하기 때문이다.

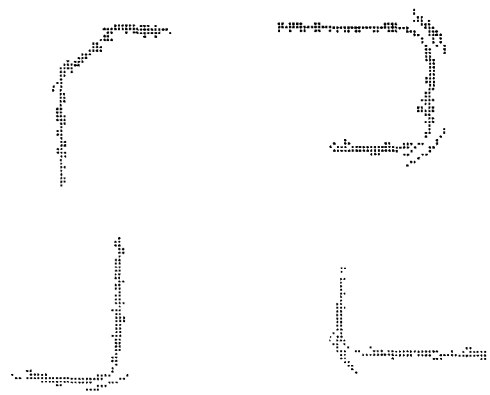


그림 4 각 위치에서 선택된 기준지도

Fig. 4 The selected base maps in each position

4.2.2 위치평가

선택된 기준지도를 이용하여 로봇이 작업도중 발행하는 위치 및 각도오차를 보정하는 실험을 다음과 같이 수행하였다. 즉, 기준지도 선택실험과 동일한 위치에서 로봇을 출발시킨 후 작업영역내를 임의 경로를 장시간 주행 시킨 다음 다시 초기위치로 되돌아오게 하였다. 이 모든 과정은 엔코더에 의한 dead reckoning으로 수행된 것이기 때문에 최종위치에서 로봇의 실제위치와의 오차를 측정한 결과 x 및 y 방향과 각도오차가 각각 0.30m, -0.15m, 그리고 0.262 radian이었다. 이것을 초기 오차로하여 로봇으로 하여금 다시 한번 전체 작업영역을 탐사하게 하면서 위치 평가 및 보정결과를 관측하였다. 이때 초기오차에 각 매칭

지점까지 이동시 발생한 오차가 누적될 수 있도록 하기위해 한 지점에서 위치평가를 수행한 후에도 실제 로봇의 위치를 교정하지 않았다.

실험을 수행한 결과 로봇은 기준지도가 선택된 4지점에서 각각 매칭을 수행하였으며, 그때의 국부지도를 Fig. 5에 나타내었다. 각 지점에서의 위치평가 결과 및 평가오차를 Table 1에 나타내었다.

Fig. 6은 각 매칭지점에서 로봇의 위치 불확실성의 범위를 나타내는 타원을 보여 주고 있다. 그림에서 타원의 중심은 오차를 포함한 로봇의 현 위치이며 타원내의 작은 원은 실제 로봇의 위치를 나타낸다.

또한 기존 연구에서는[10] 3과 4지점에서와 같이 동일 형상의 기준지도가 가까이 인접해 있을 때 로봇이 현재의 위치 불확실성을 제대로 추정하지 못함으로 인해 다른 위치의 지도끼리 매칭을 수행하는 경우가 발생할 수 있었으며 더욱이 그 결과의 신뢰도를 평가할 방법이 없었다. 그러나 본 연구에서는 각 매칭 지점에서 로봇의 위치 불확실성을 정량적으로 평가함으로써 서로 다른 위치의 지도끼리 매칭하는 문제를 해결할 수 있었으며, 그 결과가 그 지점에서의 위치불확실성 내에 포함되는지 여부로부터 위치보정의 신뢰성을 평가 할 수 있었다.

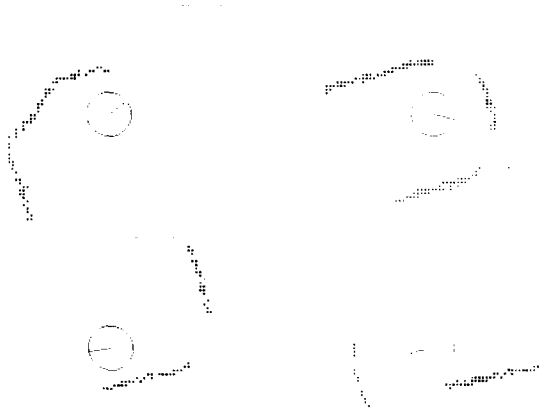


그림 5 위치오차를 갖는 현재의 국부지도

Fig. 5 Current local maps inclusive of position errors

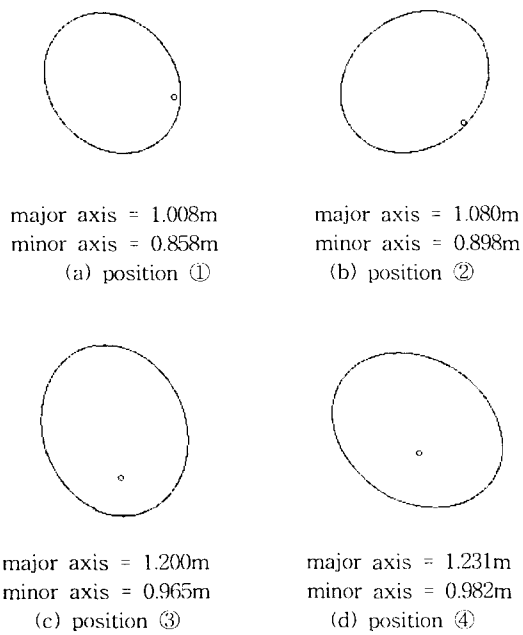


그림. 6 매칭에 대한 타원

Fig. 6 Ellipse for matching

표 1 각 위치에대한 평가된 오차

Table 1 The estimated errors for each position

units : m, rad

position		true position	erroneous position	corrected position	error after correction
1	x	0.565	-0.388	0.494	-0.071
	y	2.065	2.256	2.092	0.027
	θ	5.068	5.350	5.050	0.018
2	x	3.437	2.441	3.333	-0.107
	y	1.813	2.813	1.831	0.018
	θ	3.313	3.595	3.345	0.032
3	x	1.777	1.695	1.696	-0.081
	y	-1.239	-0.580	-1.432	-0.193
	θ	2.109	2.391	2.091	0.018
4	x	0.501	0.478	0.437	-0.064
	y	-1.268	-0.963	-1.472	-0.204
	θ	1.373	1.655	1.355	0.018

5. 결 론

본 연구에서는 로봇 스스로가 작업영역내의 특징 있는 부분을 집합이(기준지도)로 선택하고 이것을 이용하여 작업중 발생하는 위치오차를 평가 보정하는 시스템을 개발하였다. 또한 기존연구에서 해결하지 못했던 로봇의 위치불확실성을 공분산행렬을 이용한 다변량 가우시안 분포로서 정량적으로 평가할 수 있음을 보였다. 실제 실험을 통하여 개발된 시스템의 유용성을 검증하였으며, 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 다변량 가우시안 분포를 이용하여 로봇의 현재 위치 불확실성을 나타내는 타원을 형성함으로써 최대 위치오차 범위를 정량적으로 평가할 수 있음을 확인하였다.
2. 평가된 위치오차 범위와 국부지도 매칭기법을 결합함으로써 효과적으로 로봇의 실제 위치를 인식할 수 있었다.

참고문헌

[1] J. Leonard and H. Durrent-Whyte, "Mobile Robot Localiation by Tracking Geometric Beacons", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 7, No. 3, pp. 367-382, 1991.

[2] L. Kleeman, "Optimal Estimation of Position and Heading for Mobile Robots Using Ultrasonic Beacons and Dead-Reckoning", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France, pp. 2582-2587, 1992.

[3] D. W. Cho, "Certainty Grid Representation for Robot Navigation by a Bayesian Method", *ROBOTICA*, Vol. 8, pp. 159-165, 1990.

[4] 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, Fance, pp. 1714-1719, 1992.

[5] 임종환, 조동우, "다중반사경로효과를 고려한 자율이동로봇의 초음파지도 형성", 93한국자동제어학술회의 논문집, pp. 106-112, 1993.

[6] 임종환, 조동우, 황진성, "국부지도를 이용한 자율이동로봇의 실시간 지도형성 및 위치평가", 92대한기계학회 추계학술대회 논문집, pp. 614-618, 1992.

[7] J. H. Lim and D. W. Cho, "Real Time Map Construction and Position Estimation for an Autonomous Mobile Robot using Sonar Sensors", *ISCA*, Vol. 1, No. 2, pp. 111-124, 1994.

[8] R. C. Smith and P. Cheesman, "On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty", *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 5, No. 4, pp.56-68, 1986.

[9] 민병권, "자율이동로봇의 위치불확실성을 고려한 초음파 지도작성 및 경로계획", 연세대학교 석사학위논문, pp. 11-30, 1992

[10] 임종환, "초음파센서를 이용한 자율이동로봇의 지도형성, 탐사 및 위치평가", 포항공과대학 박사학위논문, pp. 103-140, 1994.