

회전 초음파 센서와 지도를 이용한 이동 로봇의 동적 절대 위치 추정

Dynamic Localization of a Mobile Robot Using a Rotating Sonar and a Map

°양 해용*, 정 학영**, 이 장규*

* 자동제어특화연구센터, 서울대학교 전기공학부(Tel : +82-2-880-7317; Fax : +82-2-885-4459; E-mail : yhy@asrignc1.snu.ac.kr)

** 서울산업대학교 제어계측공학과(Tel : +82-2-970-6543; Fax : +82-2-949-2654; E-mail : chy@duck.snpu.ac.kr)

Abstracts In this paper, we propose a dynamic localization method using a rotating sonar and a map. The proposed method is implemented by using extended Kalman filter. The state equation is based on the encoder propagation model and the encoder error model, and the measurement equation is a map-based measurement equation using a rotating sonar sensor. By utilizing sonar beam characteristics, map-based measurements are updated while AMR is moving continuously. By modeling and estimating systematic errors of a differential encoder, the position is successfully estimated even the interval of the map-based measurement.

Monte-Carlo simulation shows that the proposed global position estimator has the performance of a few millimeter order in position error and of a few tenth degrees in heading error and of compensating systematic errors of the differential encoder well.

Keywords 동적, 절대위치추정, 지도, 확장칼만필터, 초음파 센서

1. 서론

이동 로봇트가 자율적으로 위치를 파악하는 것은 이동 로봇의 항법에서 중요한 문제로 연구되고 있으나, 아직까지 이에 대한 정확한 해결책은 존재하지 않는다[1]. 위치 추정은 상대 위치 추정과 절대 위치 추정으로 크게 나뉘어 진다. 상대 위치 추정은 기준 위치로부터 주어진 시간 동안 이동한 거리 속도 및 각속도를 계산하여 현재 위치를 추정하는 방법으로, 사용되는 센서의 오차에 의하여 이동 거리나 이동 시간에 따라서 오차가 계속 누적되는 단점이 있으며, 이러한 누적 오차를 보정하기 위해서 주기적으로 절대 위치 추정을 하여야만 한다.

지도 매칭법은 절대 위치 추정의 한 방법으로 건축물 내부와 같이 구조화가 잘 되어있는 환경에서, 인공적인 표식자를 설치할 필요 없이 주위 환경을 자연적인 표식자로 사용하는 방법이다. 이 방법은 거리 센서등을 사용하여 로봇트 주변의 환경을 인지하여 작성한 지역지도(Local Map)와 주어진 광역지도(Global Map)를 비교 검색하는 지도 요소 결합 과정을 거쳐 서로 관계된 지도 요소의 쌍을 찾은 다음, 이 지도 요소의 쌍으로부터 광역지도에서의 이동 로봇트의 위치를 추정한다.

Holenstein 와 Muller 등은 RCD(Region of Constant Depth)에 의하여 지도 요소를 구한 다음, 가능한 2 쌍의 지도 요소에 대한 변형계수의 클러스터링에 의하여 모델비교 위치추정기법을 개발하였으며[2], Kim 과 Chung 은 거리가 같은 2 쌍의 지도 요소에 대한 PCP(Possible Current Position)의 클러스터링에 의한 localization 방법을 개발하였으나[4], 이 방법들은 검색 과정에서 많은 계산 시간이 요구 되어 동적인 위치 추정에 부적합하다.

광학 센서를 사용한 동적인 지도 매칭법은 센서의 이질성등에 의하여 초음파 센서에의 적용에는 한계가 있다[3]. Leonard 와 Durrant-Whyte 는 초음파 센서 데이터의 RCD 와 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)를 사용하여 모델비교 위치추정기법을 개발하였으며, 이 방법은 계산량은 실시간으로 하기에 적합하나 RCD 를 구할 때, 초음파 센서의 느린 속도에 의해서 수 분 정도 정지하는 단점이 있다[5]. 본 논문에서는 지역 지도를 생성하지 않고, 광역 지도로부터의 거리를 동적으로 측정하여 절대 위치를 추정하는, 지도에 근거한 동적 절대위치 추정기법을 제안한다.

2. 지도에 근거한 측정식

이동 로봇트가 주행 중에 정지함이 없이 임무를 수행한다는 것은 효율적인 가동 측면에서 중요하다. 그러나 기존의 지도매칭법으로는 반드시 지역지도를 생성한 다음, 이 지도를 입력된 광역지도(Global Map)와 비교함으로써 광역지도에서의 위치를 추정할 수 있게 된다. 특히 지역지도를 생성할 때 거리 측정 센서로써 저렴한 초음파 센서를 사용하여 한 위치에서 다수의 측정을 얻고자 한다면, 음파의 느린 속도에 의해서 측정 시간이 많이 소요되어 정지한 상태에서 측정을 해야만 한다. 만약 주행중에 측정을 수행하면 이 측정치들은 서로 다른 위치에서의 측정치가 되므로 원하는 측정치들을 얻지 못하게 될 것이며, 측정시간이 오래 걸릴수록 그 오차는 더 커지게 될 것이다. 그러므로 본 논문에서는 임의의 위치에서 한번의 측정으로 그 위치에 대한 정보를 얻게 함으로써 주행중의 다수 측정에 의해 발생하는 오차를 제거하였다. 이러한 측정은 현재의 추정위

치와 초음파 센서의 특성을 최대한 이용함으로써 가능하게 되며, 또한 한번의 초음파 센서 측정만으로 로봇의 위치 추정이 가능하여 정지함이 없이 지도에 근거한 위치 추정을 할 수 있게 된다.

초음파 센서는 측정 감지 각도의 범위내에 있는 가장 가까운 물체와의 거리를 측정한다. 이러한 측정 감지 범위의 광역성 때문에, 위의 그림과 같이 대상 물체가 평면이고, 초음파 센서가 A 방향 혹은 B 방향을 향하고 있어도 측정 감지 범위 내에 수직선이 존재하게 되므로 평면과의 수직거리를 측정하게 된다. 이 때 초음파 센서의 위치와 세그먼트 식, 측정된 수직거리 사이의 관계는 아래 식으로 표현된다.

$$d = a \cdot x + b \cdot y + c \quad (1)$$

식 1에서 a, b, c 는 세그먼트의 직선 식의 알고 있는 변수 값이고, d 는 초음파 센서가 측정한 세그먼트와의 수직거리이다. x, y 는 초음파 센서의 위치이며, 초음파 센서를 로봇의 중심 위치에 설치하면 로봇의 위치가 된다.

광역 지도에 근거한 초음파 센서의 측정 과정은 다음과 같다.

- 1) 추정되는 로봇의 현재 위치에서 주어진 광역 지도로부터 수직거리 측정이 가능한 세그먼트(segment)를 선택한다. 초음파 센서는 측정거리에 비례하여 오차가 증가하므로 오차를 최소화하기 위하여 가장 가까운 거리에 있는 세그먼트를 선택한다
- 2) 선택된 세그먼트의 기울기 정보를 사용하여 초음파 센서를 그 면에 수직하도록 회전시킨다.
- 3) 초음파 센서로 거리를 측정한다.

만약 로봇의 추정 heading 각도(Heading Angle)의 오차가 초음파 센서의 감지 각도 범위 보다 작다면 초음파 센서로 평면과의 수직거리를 측정할 수 있게 되어 위의 측정식을 얻게 된다.

line segment equation : $ax + by + c = 0$

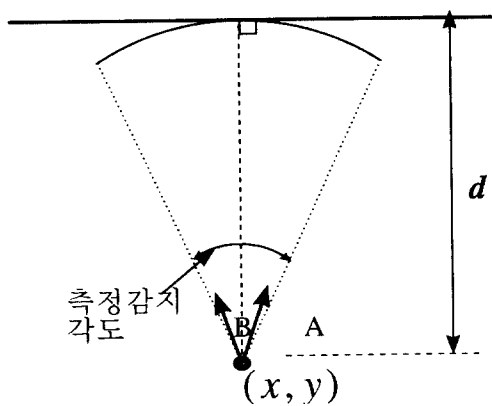


그림 1 초음파 센서의 감지 범위
Fig. 1 Detection range of sonar sensor

3. 엔코더 오차를 고려한 항법식

차동 엔코더를 갖는 이동 로봇의 항법식은 다음의 이산식으로 표현된다[6].

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + \cos\psi(k) \cdot INC \\ y(k+1) &= y(k) + \sin\psi(k) \cdot INC \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + \frac{RINC - LINC}{D} \\ INC &= \frac{RINC + LINC}{2} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $RINC$ 는 샘플링 시간 동안 오른쪽 바퀴에 의하여 이동된 거리, $LINC$ 는 왼쪽 바퀴에 의하여 이동된 거리, 그리고 D 는 바퀴사이의 이격 거리이다.

바퀴에 의해 이동된 거리는 바퀴에 각각 부착된 엔코더에 의하여 측정된다. 그러나 이 측정된 값은 여러가지 원인에 의하여 실제 이동된 거리와의 차이가 있게 된다. 이러한 오차는 모델링이 가능한 시스템적 오차와 비시스템적 오차로 분류되어진다. 시스템적 오차에는 바퀴지름 오차, 바퀴이격거리 오차, 바퀴 정렬 오차 등이 있으며, 비시스템적 오차에는 불균등한 마루 표면에 의한 오차, 바퀴의 미끄러짐에 의한 오차 등이 있다. 이러한 여러 가지 오차 중에서 영향력이 크고 모델링이 가능한 오차는 바퀴 지름 오차와 바퀴 이격 거리 오차이다[6].

본 연구에서는 이러한 오차를 모델링하고 추정함으로써 이런 오차에 의한 위치 오차를 줄이고자 한다. 이 오차들은 항법 시스템의 상태 변수로 추가시킴으로써 다음의 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + \frac{\Delta R \cdot (1 + S_R(k)) + \Delta L \cdot (1 + S_L(k))}{2} \cdot \cos\psi(k) \\ &\quad + \omega_x(k) \\ y(k+1) &= y(k) + \frac{\Delta R \cdot (1 + S_R(k)) + \Delta L \cdot (1 + S_L(k))}{2} \cdot \sin\psi(k) \\ &\quad + \omega_y(k) \\ \psi(k+1) &= \psi(k) + \frac{\Delta R \cdot (1 + S_R(k)) - \Delta L \cdot (1 + S_L(k))}{D + \delta D(k)} + \omega_\psi(k) \\ S_R(k+1) &= S_R(k) + \omega_{S_R}(k) \\ S_L(k+1) &= S_L(k) + \omega_{S_L}(k) \\ \delta D(k+1) &= \delta D(k) + \omega_{\delta D}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 x, y, ψ 는 각각 자율 주행 로봇의 X-위치, Y-위치, 조향각이며, $\Delta R, \Delta L$ 은 각각 차동 엔코더에 의해서 측정된 오른쪽/왼쪽 바퀴 이동거리이다. 그리고 $S_R, S_L, \delta D$ 은 각각 엔코더의 오른쪽 바퀴 지름 오차, 왼쪽 바퀴 지름 오차, 바퀴 이격 거리 오차이며, 시스템의 상태 변수로 추가되어 있음을 알 수 있다. 그리고 $\omega_x, \omega_y, \omega_\psi, \omega_{S_R}, \omega_{S_L}, \omega_{\delta D}$ 은 각각의 시스템 상태 변수에 대한 프로세스 노이즈이다.

4. 지도에 근거한 동적 절대 위치 추정자

지도에 근거한 초음파 센서 측정식 (1)과 차동 엔코더의 시스템적 오차를 모델링한 자율 주행 로봇의 항법식 (3)에 확장 칼만 필터를 적용함으로써 지도에 근거한 동적 절대 위치 추정자를 아래와 같이 얻게 된다.

$$\text{간단하게 표시하기 위하여 식 (3)을 식 (4)로 표시한다.}$$

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (4)$$

여기서

$$\mathbf{X} = [x, y, \psi, S_R, S_L, \delta D]^T, \mathbf{U} = [\Delta R, \Delta L]^T, \mathbf{w} = [\omega_x, \omega_y, \omega_\psi, \omega_{S_R}, \omega_{S_L}, \omega_{\delta D}]^T$$

이다.

다음 측정을 하기 전까지 자율 주행 로봇의 상태 변수와 그 분산은 다음의 식으로 추정된다.

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}(k|k), \mathbf{U}(k))$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \nabla \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}(k|k)) \cdot \mathbf{P}(k|k) \cdot \nabla \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}(k|k))^T + \mathbf{Q}(k) \quad (5)$$

$$\text{where } \nabla \mathbf{f}(\hat{\mathbf{X}}(k|k)) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \hat{\mathbf{X}}} \right|_{\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{X}}(k|k)}$$

여기서 $\nabla \mathbf{f}$ 는 상태 전이 함수 f 의 자코비안 함수(Jacobian function)이고, \mathbf{Q} 는 프로세스 노이즈, \mathbf{w} 의 분산이다.

초음파 센서를 통하여 지도에 근거한 측정치를 얻게 되면 시스템의 상태 변수와 그 분산은 다음의 식에 의하여 추정된다.

$$\mathbf{z}(k+1) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{X}(k+1) + \mathbf{v}(k+1) \dots \mathbf{v} \sim (0, \mathbf{R})$$

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1) = \mathbf{H} \cdot \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) \cdot \mathbf{H}^T \cdot (\mathbf{H} \cdot \mathbf{P}(k+1|k) \cdot \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot (\mathbf{z}(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1))$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{K}(k+1) \cdot \mathbf{H} \cdot \mathbf{P}(k+1|k)$$

여기서 \mathbf{z} 는 초음파 센서에 의하여 측정된 값이고, $\hat{\mathbf{z}}$ 는 그때의 상태 변수 추정치로부터 예측되는 측정치이다. 그리고 \mathbf{K} 는 칼만 이득이고 \mathbf{R} 은 초음파 센서의 오차 분산이다.

식(5)와 식(6)으로 이루어진 동적 위치 추정자는 지역 지도의 구성이나 지도 요소의 매칭등을 수행하지 않으므로 기존의 방법에 비해 연산 속도가 빠르며, 실시간으로 계산이 가능하다.

5. 시뮬레이션

개발된 지도에 근거한 동적 위치 추정자의 성능을 보기 위하여 시뮬레이션을 수행하였으며, 그 조건은 다음과 같다.

- 1) 이동 궤적 및 이동 거리 : 40m x 20m 직사각형, 480m
- 2) 이동 속도 및 시간 : 0.4 m/초, 20분 48초
- 3) 초음파 센서 오차 분산 : 2.4 mm
- 4) 측정 주기 : 1초
- 5) 엔코더 샘플링 주기 : 100msec

그림 2에서 궤적 A는 제안한 기법에 의하여 지도에 근거한 동적 위치 추정자를 사용한 경우의 추정된 궤적이고, 궤적 B는 위치추정자를 사용하지 않고 엔코더에 의존한 경우의 궤적이다.

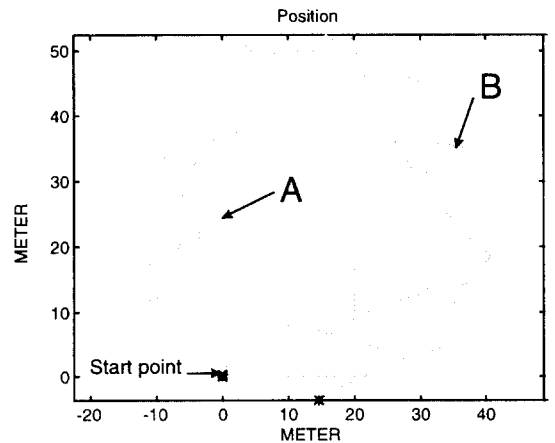


그림 2 추정된 궤적

Fig. 2 Estimated trajectory

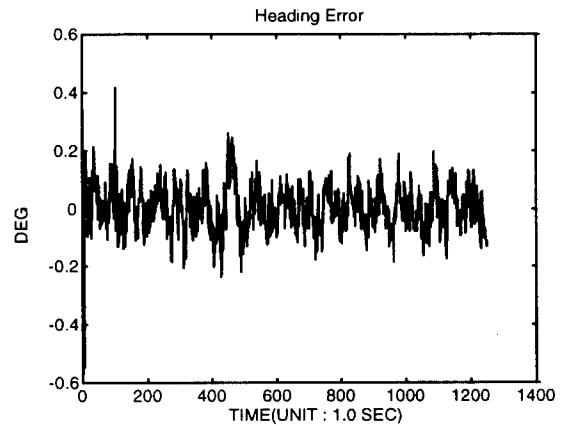


그림 3 자세각 오차

Fig. 3 Heading error

그림 3은 자세각의 오차와 편차를 주행 시간에 대하여 표시한 것으로, 오차는 0.5도 정도로 초음파 센서의 감지 범위(15도) 이내에 있으므로 수직거리를 측정하는 것이 가능하다는 것을 알 수 있다.

그림 4는 X 위치의 편차를 주행 시간에 대하여 표시한 것이고 그림 5는 Y 위치의 편차를 주행 시간에 대하여 표시한 것으로 처음 100초 동안에는 초음파 센서가 X축 방향으로 거리를 측정하고 있는 동안은 Y 위치의 편차는 점점 커진다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 현상은 처음 100초 동안은 X축 방향으로만 거리가 측정되다가 100초 후 회전하면서 Y축 방향으로 측정되어 그림 6에서 보는 바와 같이 엔코더 오차의 추정이 좋아지게 된다. 이러한 엔코더 오차의 추정으로 이에 의한 위치 편차를 줄임으로써 그림 5와 같이 100초 이후에서는 Y 위치의 편차가 작아짐을 알 수 있다.

그림 6은 엔코더의 왼쪽 바퀴 지름 오차의 추정치를 주행 시간에 대하여 표시한 것이다. 그림 6에서 점선은 참값이며 실선은 추정치이다.

표 1 몬테칼로 시뮬레이션 결과

TABLE 1 Result of Monte Carlo simulation

상태	추정 값		참 값
	평균	편차	
X (mm)	0.2	3.5	0
Y (mm)	-0.02	0.2	0
자세각 (deg)	-0.2	0.25	0
오른쪽 바퀴 지름 오차	-0.0065	1.75e-4	-0.0065
왼쪽 바퀴 지름 오차	7.9e-4	1.95e-4	2.0e-4
바퀴 이격 거리(mm)	349	0.7	348.8

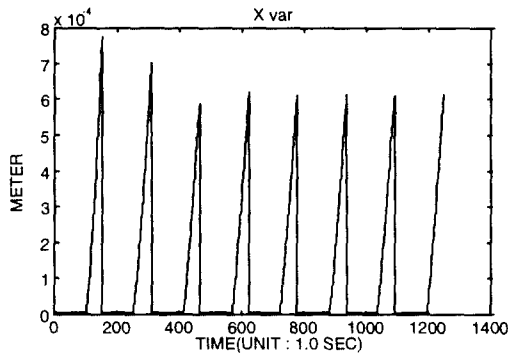


그림 4 X 위치 편차

Fig. 4 Standard deviation of X-position

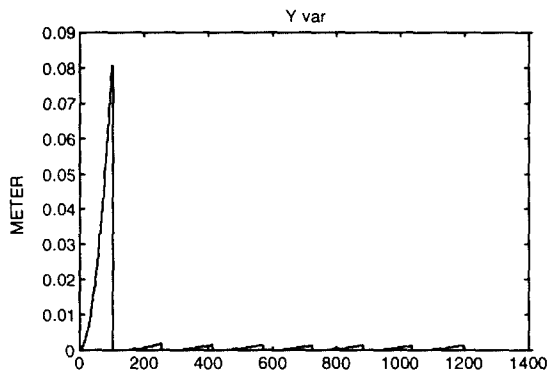


그림 5 Y 위치 편차

Fig. 5 Standard deviation of Y-position

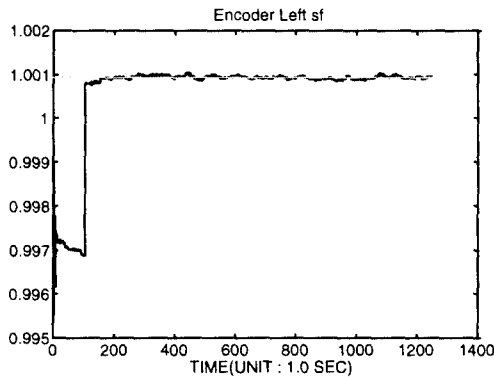


그림 6 왼쪽 바퀴 지름 오차

Fig. 6 Estimated diameter error of left encoder

또한 몬테칼로 시뮬레이션을 앞의 주행 조건으로 50 회 시행하였다. 자율 주행 로봇이 주어진 궤적을 4 바퀴 주행한 후 시작 위치로 돌아 왔을 때, 출발 위치에 대한 도착 위치 오차 및 엔코더 오차 추정치의 통계치가 표 1에 표시되어 있다. 이 결과로부터 개발된 동적 절대 위치 추정자는 20 분 정도 주행하였을 경우에 3~4mm 정도의 위치 오차와 0.3 도 정도의 자세각 오차를 갖는 매우 좋은 위치 추정자임을 알 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 이동 로봇이 지도에 근거하여 절대 위치를 동적으로 추정하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 지역 지도를 필요로 하는 기존의 지도 매칭법과는 달리, 차동 엔코더의 시스템적 오차 모델을 고려하는 자율주행 로봇의 항법식과, 지도에 근거한 회전식 초음파 센서의 측정식에 확장 칼만 필터를 적용하여 구현하였다. 초음파 센서의 큰 형태 빔 특성을 이용하여 자율 주행 로봇이 주행하고 있는 동안에도 측정이 가능하게 함으로써, 제안한 방법이 동적 특성을 갖게 하였다. 몬테 칼로 시뮬레이션을 통하여 제안한 방법이 초음파 센서의 거리 오차 편차 정도의 위치 정밀도를 갖으며, 0.3 도 정도의 자세각 오차 편차를 갖는 좋은 성능의 절대 위치 추정자임을 보여 주었다.

참고문헌

- [1] Borenstein, J. and Feng, L. 1995c, "Where am I ? Sensors and Method for Autonomous Mobile Robot Positioning - 1995 Edition"
- [2] A. A. Holenstein, M. A. Muller, E. Badreddin. "Mobile Robot Localization in a Structured Environment Cluttered with Obstacles," IEEE Conference on Robotics and Automation, 2576-2581, Nice, France, May 1992.
- [3] P. Hoppen, T. Knieriemen, and E. von Puttkamer. "Laser-radar based mapping and navigation for an autonomous mobile robot," IEEE Conference on Robotics and Automation, 1990.
- [4] J. H. Ko, S. D. Kim and M. J. Chung. "A Method of Indoor Mobile Robot Navigation Using Acoustic Landmarks," IEEE Conference on Robotics and Automation, 1726-1731, Minneapolis, Minnesota, April 1996.
- [5] John J. Leonard and Hugh F. Durrant-Whyte. "Direct Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publishers.
- [6] KyuCheol Park, Dohyung Chung, Hakyong Chung and Jang Gyu Lee, "Dead Reckoning Navigation of a Mobile Robot Using the Indirect Kalman Filter," International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 8-11, Washington D.C. USA, Dec. 1996.