

지역 지도와 칼만 필터를 이용한 이동 로봇의 위치 추정

임병현*, 김영민*, 황종선*, 고낙용**

*담양대학 컴퓨터응용전기시스템과, **조선대 제어계측공학과

Localization of Mobile Robot using Local Map and Kalman Filtering

Byung-Hyun LIM*, Yeong-Min Kim*, Jong-Sun Hwang*, and Nak-Yong KO**

* Dept. of Computer Applied Electric system Provincial College of Damyang.

* Dept. of Control & Instrumentation Eng. Chosun Univ.

Abstract

In this paper, we propose a pose estimation method using local map acquired from 2d laser range finder information. The proposed method uses extended kalman filter. The state equation is a navigation system equation of Nomad Super Scout II. The measurement equation is a map-based measurement equation using a SICK PLS 101-112 sensor. We describe a map consisting of geometric features such as plane, edge and corner. For pose estimation we scan external environments by laser range finder. And then these data are fed to kalman filter to estimate robot pose and position. The proposed method enables very fast simultaneous map building and pose estimation.

Key Words : Localization , Estimation , Kalman Filter , Nomad Scout II , SICK PLS

1. 서 론

산업 환경에서 자율 이동 로봇(Autonomous Mobile Robot), 자율 운반체(Autonomous Guided Vehicle)등이 도입된 이래로, 유연한 탐색 주행 시스템(Flexible Navigation System)을 위한 요구로 이동 로봇이 원하는 위치로 이동하기 위해서는 경로 계획(Path Planning), 환경 인식(Environments Recognition), 장애물 회피(Obstacle Avoidance) 그리고 위치 추정(Position Estimation)등의 기능이 요구된다. 이 중에서 위치 추정은 다른 기능에 대하여 선행적으로 요구되나, 이에 대한 일반화된 해결책은 제시되지 않고 있다[4].

위치 추정은 상대 위치 추정과 절대 위치 추정으로 크게 나뉘어 지며, 상대 위치 추정은 기준 위치로부터 주어진 시간 동안 이동한 거리, 속도 및 각속도를 계산하여 현재의 위치를 추정하는 방법이다. 절대 위치 추정은 알고 있는 기준 위치들로부터의 거리 혹은 각도를 측정하여 기하학적으로 위치를 결정하는 방법으로, 경계표(Landmarks) 인식 방법이나 지도를 근거로(Map-Based) 하는 지도 매칭 방법(Map Matching)등이 포함된다.

본 논문에서는 외부 지도를 근거로 2차원 레이저 레인지 파인더를 이용해 거리 정보를 빠르게 획득하고, 획득된 데이터를 이용하여 로컬 지도를 제작하고, 글로벌 지도의 데이터와 획득된 로컬 지도를 지도 매칭 알고리즘에 의해서 비교하고, 확장된 칼만 필터를 이용하여 이동 로봇이 실-시간으로 지역 지도 작성과 위치 추정을 동시에 할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

2. 칼만 필터를 이용한 위치추정

2.1 이동 로봇 초기 환경 모델링

위치 추정에 필요한 초기 환경 모델링은 로봇의 초기 위치 $\mathbf{x}(0) = [0, 0, 0]^T$ 에서 임의의 시간 Δt 초 후에 제어 입력 $\mathbf{u}(k)$ 와 잡음 분포(Noise Disturbance) $\mathbf{w}(k)$ 에 대하여 어떻게 다음 위치 $\mathbf{x}(k) = [x, y, \theta]^T$ 의 위치로 변화하는지를 나타낸다. 제어 입력 $\mathbf{u}(k) = [V, \gamma]^T$ 는 전방 병진(Translation) 속도 V 와 로봇의 진행의 시계 반대 방향으로의 회전각도 γ 로 표현되며, 이동 로봇의 상태 천이 함수 $\mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))$ 는 (1)과 같

이 실험적인 분석에 의해 나타내었다.

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) = \begin{bmatrix} x(k|k) + \Delta t V \cos(\theta(k|k) + \gamma) \\ y(k|k) + \Delta t V \sin(\theta(k|k) + \gamma) \\ \theta(k|k) + \gamma \end{bmatrix} \quad (1)$$

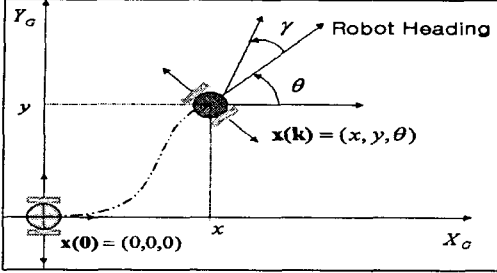


그림 1. 기하학적인 로봇 이동 시스템.

Fig. 1. Geometric robot moving system.

2.2 인식 가능한 환경 및 환경의 모델링

이동 로봇의 외부 환경은 직선(Plane), 모서리(Edge), 그리고 코너(Corner) 형태의 장애물을 기하학적으로 각각 $P_E(k)$, $P_C(k)$ 는 글로벌 좌표의 원점에 대한 직각 좌표 계의 한 점으로, $P_L(k)$ 는 로봇과 법선(Normal)을 이루는 점에 대한 거리와 글로벌 좌표의 x축과 이루는 각도와 감지되는 부분로 묘사하였다.

각각의 장애물의 표현식은 고정된 글로벌 상(Global) 지도의 행렬 $M(k)$ (2)에 저장된다.

$$M(k) = \begin{bmatrix} P_L(k) \\ P_E(k) \\ P_C(k) \end{bmatrix} \quad (k = 0, 1, 2, \dots) \quad (2)$$

이동 로봇이 $\mathbf{x}(k) = [x, y, \theta]^T$ 의 위치에서 장애물을 관찰 할 때 나타나는 식은 아래 (3)에 나타난다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_L(k) &= \mathbf{h}_L(P_L, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \\ &= \begin{bmatrix} P_L \sqrt{(P_L - x(k))^2 + (P_L - y(k))^2} \\ P_L - \theta(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_C(k) &= \mathbf{h}_C(P_C, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{(P_x - x)^2 + (P_y - y)^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{(P_y - y)}{(P_x - x)}\right) - \theta \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_E(k) &= \mathbf{h}_E(P_E, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{(P_x - x)^2 + (P_y - y)^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{(P_y - y)}{(P_x - x)}\right) - \theta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

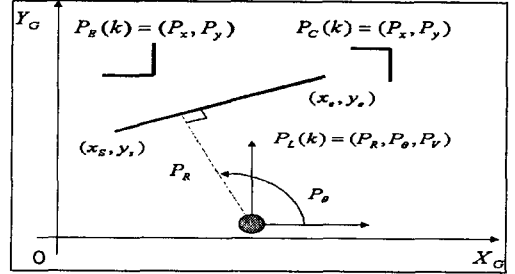


그림 2. 기하학적인 장애물의 형태.

Fig. 2. Geometric feature of Target.

2.3 칼만 필터를 이용한 위치 추정 알고리즘

2.3.1 로봇 위치 예측 (Prediction)

로봇의 위치 이동 시스템 식이 (4)와 같을 때, $\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{w}(k)$

$$\begin{aligned} &= \begin{bmatrix} x(k|k) + \Delta t V \cos(\theta(k|k) + \gamma) \\ y(k|k) + \Delta t V \sin(\theta(k|k) + \gamma) \\ \theta(k|k) + \gamma \end{bmatrix} + \mathbf{w}(k) \end{aligned} \quad (4)$$

로봇의 Δt 초의 위치를 예측과 예측에 대한 공분산은 식 (6)을 대입하여 식(5)로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1|k) &= \mathbf{f}(\mathbf{x}(k|k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (5) \\ \mathbf{P}(k+1|k) &= \nabla \mathbf{f}_{|x} \mathbf{P}(k|k) \nabla \mathbf{f}_{|x}^T + \nabla \mathbf{f}_{|u} \mathbf{Q}(k) \nabla \mathbf{f}_{|u}^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \nabla \mathbf{f}_{|x} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta t V \sin(\theta(k) + \gamma) \\ 0 & 1 & \Delta t V \cos(\theta(k) + \gamma) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \nabla \mathbf{f}_{|u} &= \begin{bmatrix} \Delta t \cos(\theta(k) + \gamma) & -\Delta t V \sin(\theta(k) + \gamma) \\ \Delta t \sin(\theta(k) + \gamma) & \Delta t V \cos(\theta(k) + \gamma) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{Q} &= \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\gamma^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

2.3.2 외부 환경 관찰 (Measurement)

새로운 로봇의 위치로부터 로봇에 부착된 센서에 의해서 $Z(k)$ 의 관찰 집합을 얻는 것이다. 데이터는

로봇 heading 방향을 기준으로 극좌표의 형태로 표현된다. 각각의 각도에 대한 데이터의 형태로 이동된 $\mathbf{x}(k)$ 의 위치에서 장애물 P 를 감지했을 때의 데이터는 아래와 같이 표현된다. $\mathbf{v}(k)$ 는 센서 실험에 의해서 나타난 에러 분포(Distribution)를 반영하여 계산한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}(k) &= \mathbf{h}_s(P, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \\ &= \begin{bmatrix} R \\ \phi \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

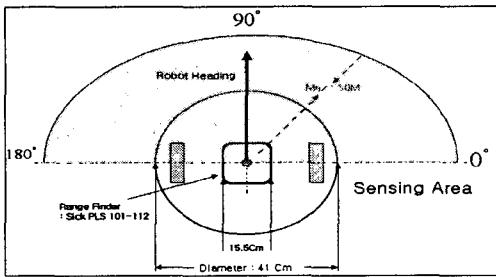


그림 3. 외부 환경 관찰 영역

Fig. 3. Environment measurement area.

2.3.3 측정치 예측 : Measurement Prediction

측정치 예측을 위해서, 우리는 위에서 정의된 각 목표물 \mathbf{p}_i 의 예측된 관찰을 생성하기 위해서 예측된 로봇 위치 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 와 현재 지도 $M(k)$ 를 사용한다. 예측된 측정치 데이터의 형태는 아래의 식(8)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(k) &= \mathbf{h}_{st}(\mathbf{p}_i, \mathbf{x}(k+1|k)) \quad (k=1, 2, \dots, n_p) \\ &= \begin{bmatrix} \hat{R} \\ \hat{\phi} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

이것은 고정된 글로벌(Global) 지도의 $M(k)$ 에 의해 행렬로 모아진 각각의 장애물에 대한 예측된 로봇의 위치 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 에서의 각도와 거리에 대한 데이터를 의미한다.

2.3.4 측정치와 관찰치 비교 : Matching

각각의 필터의 예측과 관찰의 나머지와 나머지의 공분산 (Innovation) $\mathbf{v}(k)$ 를 (9),(10)으로 계산할 수 있다. 공분산 계산식에 사용된 야코비안 식들은 (11)과 같다

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(k+1) &= [\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{z}(k+1)] \\ &= [\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{h}(\mathbf{p}_i, \mathbf{x}(k+1|k))] \\ \mathbf{S}(k+1) &= E[\mathbf{v}(k+1) \mathbf{v}^T(k+1)] \\ &= \nabla \mathbf{h}_i \mathbf{P}(k+1|k) \nabla \mathbf{h}_i^T + \mathbf{R}_i(k+1) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \nabla \mathbf{h}_{ix} &= \begin{bmatrix} -\cos(\phi_\theta) & -\sin(\phi_\theta) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \\ \nabla \mathbf{h}_{ix} &= \begin{bmatrix} -\frac{(p_x-x)}{d} & -\frac{(p_y-y)}{d} & 0 \\ \frac{(p_y-y)}{d^2} & -\frac{(p_x-x)}{d^2} & -1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

또한, 데이터의 유효성 기준값(Validation Gate)은 예측과 관찰 사이의 일치화의 정도를 결정하는데 사용되며 계산식은 아래와 같다.

$$\mathbf{v}(k+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{v}^T(k+1) \leq g^2 \quad (12)$$

2.3.5 위치 추정 : Position Estimation

측정 갱신 방정식을 얻기 위해서 칼만 이득은 (13)의 식으로 구할 수 있다.

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) \nabla \mathbf{h}^T \mathbf{S}^{-1}(k+1) \quad (13)$$

실제 위치 추정의 값과 공분산 추정은 전 상태의 공분산과 칼만 이득과 일치화 공분산의 차이로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{W}(k+1) \mathbf{v}(k+1) \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{W}(k+1) \mathbf{S}(k+1) \mathbf{W}^T(k+1) \end{aligned} \quad (14)$$

3. 실험 및 고찰

3.1 센서 및 로봇 시스템 구성

SICK사의 PLS(Proximity Laser Scanner)는 적외선 레이저빔으로 주변 환경을 탐색하는 광학 센서이다. PLS 센서는 빛 반사 시간 측정의 원리를 이용한다. PLS의 스캔 각도는 180도이며, 각 분해능은 0.5도이다. 스캔 타임은 40ms이다.

Nomad사의 슈퍼스카우트II는 산업용 PC와 16개의 초음파 센서 그리고 접촉 감지 센서 모듈을 통합한 자율 이동 로봇 시스템이다. 동작 속도는 1m/sec, 가속도는 2m/s²로 가속할 수 있는 독립형 휠 구동 방식의 자율 주행 시스템이다.

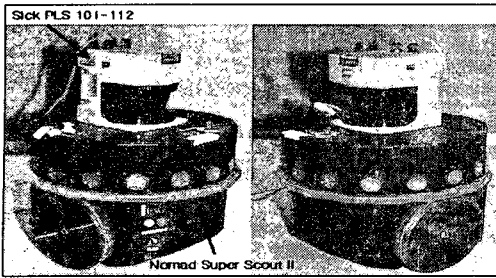


그림 4. 센서 시스템 과 로봇 시스템.

Fig. 4. Sensor and robot system.

3.2 실험에 이용된 데이터의 외부환경

실험에서 환경 데이터를 얻기 위해 광역 지도에 관한 데이터로 그림 5와 같은 복도로, 로봇의 초기 위치 $x(0) = [100, 0, 90]^T$ 의 위치로 정하여 실험하였다.

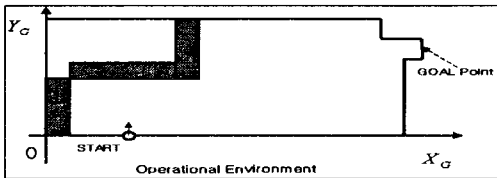


그림 5. 실험에 이용된 외부환경.

Fig. 5. External environment using laboratory.

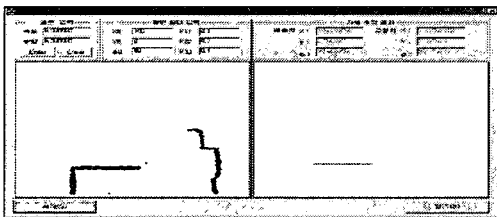


그림 6. 초기위치에서의 위치추정.

Fig. 6. Pose estimation of initial position.

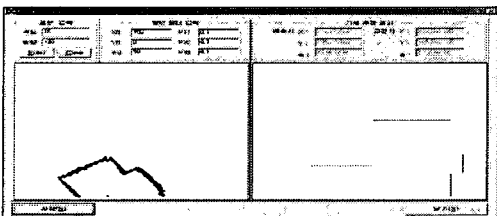


그림 7. 위치 이동후의 위치 추정.

Fig. 7. Pose estimation after moving.

4. 결론

본 논문에서는 2차원 레이저 레인지 파인더를 이용하여 획득된 데이터로 지역 지도를 작성하고, 이 데이터를 확장 칼만 필터에 적용하여 위치를 추정하는 알고리즘에 대하여 논의하였다. 일반적인 센서들의 느린 처리 속도에 비하여 2차원 레이저 레인지 파인더 센서는 40ms이내에 전방 180도 방향의 모든 데이터를 빠르게 획득 할 수 있었으며, 이러한 데이터를 기반으로 지역 지도를 작성하고, 확장된 칼만 필터를 이용하여 정확한 위치 추정 방법을 제안하였다. 지역 지도를 이용한 방법은 기준 위치를 외부 환경에 인위적인 표식을 설치하지 않으며, 주어진 지도의 환경 요소들을 기준 위치로 하여 위치를 추정한다. 또한 확장 칼만 필터를 이용함으로써, 모델 비교 위치 추정 방법에서 나타난 일반적인 지도 매칭 알고리즘인 클러스터링 방법의 많은 데이터 처리로 인한 시간 소요를 단축시킬 수 있었다.

참고 문헌

- [1] A. A. Holenstein, M. A. Muller, E.Badreddin, "Mobile Robot Localization in a Structured Environment Cluttered with Obstacles," IEEE Conference on Robotics and Automation, pp. 2576-2581, Nice, France, May 1992.
- [2] Brown, R. G. and P. Y. C. Hwang. 1992. Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, John Wiley & Sons, INC.
- [3] J. Borenstein, and L. Feng, "where am I ? Sensors and Method for Autonomous Mobile Robot Positioning-1995 Edition", 1995c,
- [4] John J. Leonard and Hugh F. Durrant-Whyte. "Direct Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publishers.
- [5] 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, pp. 1726-1731, Minneapolis, Minnesota, April 1996.