

불확실성을 고려한 이동로봇의 위치추정과 지도생성의 동시 수행

이 영진, 정 명진, 최 병욱*

한국과학기술원 전자전산학과, *선문대학교 기계및제어공학부

Simultaneous localization and map building of a mobile robot in consideration of uncertainty

Young Jin Lee, Myung Jin Chung and *Byoung Wook Choi
Dept. of EECS, KAIST, *Dept. of MCE, SunMoon University

Abstract - 이동로봇의 위치 추정은 센서로부터 획득한 외부 환경에 대한 측정값과 지도상에 주어진 외부 환경에 대한 정보를 비교하여 로봇의 현재위치를 추정하는 작업이다. 반면 지도 생성은 로봇의 위치정보와 외부 환경에 대한 센서의 측정값을 이용하여 외부 환경의 주요한 특징점 들의 위치 정보를 추정하는 작업이다. 따라서 정확한 위치 추정을 위해서는 정확한 지도 정보가 필요하며, 정확한 지도 생성을 위해서는 로봇의 위치를 정확히 파악하고 있어야 한다. 그러므로 로봇의 위치 추정과 지도 생성을 동시에 수행하는 작업은 상당히 어려운 작업으로 알려져 있다.

본 논문에서는 로봇의 위치 추정과 지도 생성을 동시에 수행하기 위한 방법을 제시한다. 특히 부정확한 지도 정보를 고려한 위치 추정 방법과 부정확한 위치 정보를 고려한 지도 생성 방법에 대해 논의한다. 그리고 시뮬레이션을 통하여 불확실성을 고려하는 방법이 기존의 방법에 비해서 성능면에서 우수하다는 것을 보인다.

용하여 두 가지 작업을 동시에 수행하는데 적합한 알고리즘을 구현한다. 또한, 모의실험을 통하여 불확실성을 고려하지 않을 때 생길 수 있는 문제점을 보이고 본 논문에서 제시하는 알고리즘이 이러한 문제를 해결할 수 있음을 보인다.

2. 본 론

2.1 로봇의 위치 예측

일반적인 로봇의 위치 추정 방법과 동일하게 본 논문에서도 먼저 엔코더 정보를 이용하여 로봇의 위치를 예측한다. 그리고 나서 시각 센서를 이용하여 로봇의 위치를 보정한다. 위치의 예측과 보정은 extended Kalman filter를 이용한다. 2.1 절에서는 모의 실험에 사용될 synchro-drive 형식의 이동로봇에 대한 동역학식과 엔코더 정보를 이용한 위치 예측에 사용되는 식을 정리한다. 먼저 로봇의 위치와 방향을 상태 벡터 $\mathbf{x}(k)=[x(k) \ y(k) \ \theta(k)]^T$ 로 나타내면 로봇의 동역학식은 다음과 같다.

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{n}_x(k) \tag{1}$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) = \begin{bmatrix} x(k) + v(k) \cos \theta(k) \\ y(k) + v(k) \sin \theta(k) \\ \theta(k) + \omega(k) T \end{bmatrix} \tag{2}$$

여기서 $\mathbf{n}_x(k)$ 는 시스템 노이즈로서 엔코더의 누적 오차의 원인이다. 모의 실험에서는 평균 0, 분산 $\mathbf{Q}(k)$ 의 Gaussian 분포를 가정했다. 이동로봇에서 발생할 수 있는 시스템 노이즈의 원인은 참고문헌 [3]에 잘 정리되어 있다. $v(k)$ 는 진행 방향 속도이며 $\omega(k)$ 는 회전 방향 속도이다. 이 두 값을 묶어서 $\mathbf{u}(k)$ 로 나타낸다. 즉 $\mathbf{u}(k)=[v(k) \ \omega(k)]^T$. T 는 sampling time 이다.

식(1)과 (2)는 이동 로봇의 동역학 식이며 이것을 이용하여 extended Kalman filter[4]를 적용하면 다음의 위치 예측 식을 얻을 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1), \mathbf{u}(k-1)). \tag{3}$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}(k-1) \mathbf{P}(k-1|k-1) \mathbf{A}^T(k-1) + \mathbf{Q}(k-1) \tag{4}$$

식(3)은 기존의 위치 추정 값과 엔코더 정보를 이용하여 새로운 위치를 예측하는 식이며 식(4)는 이때 예측된 위치 정보의 분산 행렬을 구하는 식이다. 여기서 $\mathbf{A}(k-1)$ 은 \mathbf{F} 를 \mathbf{x} 로 편 미분한 행렬이다.

2.2 로봇의 위치 보정

로봇의 위치를 보정하기 위해서는 외부 환경에 대한 정보가 주어지고 외부 환경을 측정할 센서 정보가 주어져야 한다. 이 두 가지를 비교하여 위치를 보정할 수 있다. 비교를 하기 위해 필요한 것은 센서 측정 모델이다. 일반적으로 다음과 같은 센서 측정 모델을 가정할 수 있다.

1. 서 론

이동로봇의 위치 추정의 가장 기본적인 방법은 내부 센서인 엔코더를 이용하여 로봇의 위치를 파악하는 것이다. 하지만 이 방법은 엔코더의 누적 오차 문제로 장시간에 걸친 사용에서는 부적합하다. 이 문제를 극복하기 위한 일반적인 방법은 시각 센서나 초음파 센서와 같은 외부 센서와 지도 정보를 이용하여 엔코더에 의한 누적 오차를 보정하는 것이다. 따라서 센서 정보와 지도 정보의 정확성이 요구되어진다. 반면 이동로봇이 주행하면서 자동으로 지도를 생성하는 과정은 보면, 로봇의 정확한 위치 정보와 센서 정보를 기반으로 지도를 만들게 된다. 위치 추정에는 정확한 지도 정보가 필요하고, 지도 생성 과정에는 정확한 위치 정보가 필요하다. 그러므로, 이동로봇이 주행하면서 자동으로 지도를 만들고 이렇게 얻어진 지도를 기반으로 로봇의 위치 추정을 수행하는 것 (SLAM: Simultaneous Localization and Map building)은 상당히 어려운 작업이다.

Anousaki와 Kyriakopoulos[1]는 초음파 센서를 이용한 grid 형식의 지도 생성 방법과 기존의 extended Kalman filter를 이용한 위치 추정 방법을 사용하여 SLAM을 수행하였다. Delahoché[2] 역시 extended Kalman filter를 이용한 위치 추정 방법과 시각 센서를 이용한 지도 생성 방법을 혼합하여 SLAM을 수행하였다. 하지만, 이러한 시도들은 위치 추정 방법과 지도 생성 방법을 각각 개발하여 두 방법을 결합한 것에 불과하다. 위치 추정 방법은 지도 정보가 정확하다는 가정을 이용하고 있으며, 지도 생성 방법은 로봇의 위치를 정확히 알고 있다는 가정에 근거하고 있다. 하지만 이러한 가정은 SLAM을 수행하는데 있어서 대체로 만족되지 않는다. 본 논문에서는 이러한 문제를 보완하는 방법을 제시하고 있다. 지도 정보의 불확실성을 고려한 위치 추정 방법과 로봇의 위치 정보의 불확실성을 고려한 지도 생성 방법을 제시하고 extended Kalman filter를 이

$$\mathbf{o}(k) = \mathbf{H}(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}) + \mathbf{n}_o(k). \quad (5)$$

여기서 $\mathbf{o}(k)$ 는 센서 측정값이며 \mathbf{m} 은 지도 정보를 담고 있는 벡터이다. 모의 실험에서는 지도에 존재하는 특징 점들의 위치 정보를 담고 있는 것으로 가정했다. 또한 $\mathbf{n}_o(k)$ 는 센서의 측정 노이즈로서 모의 실험에서는 평균 0, 분산 $\mathbf{R}(k)$ 의 Gaussian 분포를 가정했다. 식(5)는 센서 측정값과 특징점들의 위치, 그리고, 로봇의 위치가 만족해야 하는 관계식이다. 따라서 이 식을 이용하여 세 가지 값 중에 두 가지를 알고 있을 때 나머지 하나를 추정할 수 있다. 여기서 이용되는 것은 extended Kalman filter의 보정 식이다.

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{G}(k) \cdot (\mathbf{o}(k) - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \hat{\mathbf{m}}(k-1))) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{G}(k) \mathbf{C}_1(k)) \mathbf{P}(k|k-1) \quad (7)$$

$$\mathbf{G}(k) = \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{C}_1^T(k) \cdot (\mathbf{C}_1(k) \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{C}_1^T(k) + \mathbf{D}_1(k) \mathbf{S}(k-1) \mathbf{D}_1^T(k) + \mathbf{R}(k))^{-1} \quad (8)$$

여기서 $\mathbf{C}_1(k)$ 은 \mathbf{H} 를 \mathbf{x} 로 편 미분한 행렬이고, $\mathbf{D}_1(k)$ 은 \mathbf{H} 를 \mathbf{m} 으로 편 미분한 행렬이다. 또, $\mathbf{S}(k-1)$ 은 $\hat{\mathbf{m}}(k-1)$ 의 분산 행렬이다. 이 값을 구하는 방법은 다음 절에서 설명된다. 식(6)은 예측된 로봇의 위치를 보정하여 새로운 위치 추정 값을 구하는 식이고, 식(7)은 새로 추정된 위치의 분산 행렬을 구하는 식이다. 식(8)은 Kalman gain을 구하는 식인데, 여기서 지도 정보의 불확실성을 고려하는 항목이 첨가되어 있다. 식(8)의 마지막 부분에 있는 $\mathbf{D}_1(k) \mathbf{S}(k-1) \mathbf{D}_1^T(k)$ 은 기존의 연구에서는 볼 수 없던 항목이다. 지도 정보가 불확실해질수록 $\mathbf{S}(k-1)$ 의 영향이 커져서 Kalman gain $\mathbf{G}(k)$ 가 작아지게 된다. 식(6)을 보면, $\mathbf{G}(k)$ 가 작아지면 지도 정보를 이용한 보정 부분의 영향이 적어지게 된다. 즉 지도 정보가 불확실하면 그 영향이 줄어드는 방식으로 적용되는 것이다.

2.3 지도 정보의 수정

로봇의 위치 정보가 보정되면, 이 값을 기반으로 기존 지도 정보를 수정하게 된다. 센서를 이용한 측정을 계속 할수록 지도가 보다 정확하게 수정되어야 하는데, 이 과정에서도 식(5)가 사용된다. 새로 보정된 로봇의 위치 정보와 식(5)에 나타난 센서 측정값을 이용하여 특징점들의 위치 정보, 즉, 지도 정보를 수정하는 것이다. 로봇의 위치 정보의 예측과 보정, 지도 정보의 수정을 하는 과정을 전체적으로 보면 그림 1 과 같다.

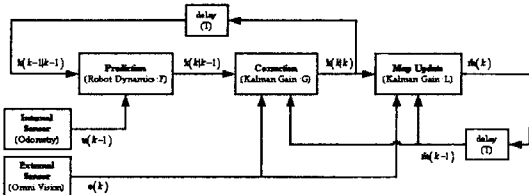


그림 1. 제안된 SLAM의 블록선도

지도 정보를 수정하는 과정을 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{m}}(k) = \hat{\mathbf{m}}(k-1) + \mathbf{L}(k) \cdot (\mathbf{o}(k) - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(k|k), \hat{\mathbf{m}}(k-1))) \quad (9)$$

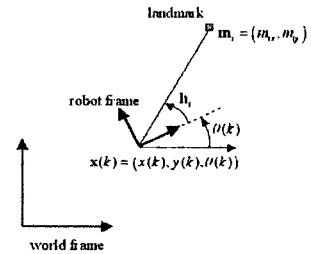
$$\mathbf{S}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{L}(k) \mathbf{D}_2(k)) \mathbf{S}(k-1) \quad (10)$$

$$\mathbf{L}(k) = \mathbf{S}(k-1) \mathbf{D}_2^T(k) \cdot (\mathbf{C}_2(k) \mathbf{P}(k|k) \mathbf{C}_2^T(k) + \mathbf{D}_2(k) \mathbf{S}(k-1) \mathbf{D}_2^T(k) + \mathbf{R}(k))^{-1} \quad (11)$$

여기서 $\mathbf{C}_2(k)$ 은 \mathbf{H} 를 \mathbf{x} 로 편 미분한 행렬이고, $\mathbf{D}_2(k)$ 은 \mathbf{H} 를 \mathbf{m} 으로 편 미분한 행렬이다. 2.2절에서 언급한 $\mathbf{C}_1(k)$, $\mathbf{D}_1(k)$ 는 로봇 위치의 예측 값, 즉, $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 에서 계산한 값이며, $\mathbf{C}_2(k)$, $\mathbf{D}_2(k)$ 는 로봇 위치의 최종적인 추정 값, 즉, $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 에서 계산한 값이다. 지도 정보를 수정하는 과정에서도 역시 로봇의 위치 정보의 불확실성을 고려하였다. 식(11)의 $\mathbf{C}_2(k) \mathbf{P}(k|k) \mathbf{C}_2^T(k)$ 항목을 첨가함으로써 로봇의 위치가 불확실할수록 지도 정보의 수정에 있어서 로봇의 위치에 영향을 받는 센서 정보를 신뢰하지 않고, 기존의 추정치를 더 신뢰하게 된다.

3. 모의 실험

제안된 방법을 적용하고, 그 성능을 평가하기 위하여 모의 실험을 수행하였다. 대상 이동 로봇은 2.1절에서 언급했듯이 synchro-drive 형식의 이동로봇이며, 내부 센서로 엔코더를 사용하였고, 외부 환경을 측정할 수 있는 센서로는 전방향 시각 센서를 사용하였다. 여기서 사용한 전방향 시각 센서는 한 번의 측정으로 360도 전체 영역의 영상 정보를 획득할 수 있는 센서로서 간단한 영상 처리 과정을 통해 외부 환경에 존재하는 특징점들의 방위각 정보를 쉽게 얻을 수 있다[5]. 전방향 센서를 이



용하여 로봇으로부터 특징점까지의 각도 정보만을 측정하여 이용할 경우 센서 모델은 다음과 같다(그림 2).

그림 2. 방위각 측정을 위한 센서 모델

$$h_i(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}_i) = \tan^{-1} \left(\frac{m_{iy} - y(k)}{m_{ix} - x(k)} \right) - \theta(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}) = \begin{bmatrix} h_1(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}_1) \\ h_2(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}_2) \\ \vdots \\ h_N(\mathbf{x}(k), \mathbf{m}_N) \end{bmatrix} \quad (13)$$

모의 실험에 사용된 수치는 다음과 같다. $T=0.2s$, $\mathbf{Q}(k) = \text{diag}[(0.01)^2, (0.01)^2, (0.02\pi/180)^2]$, $\mathbf{R}(k) = (0.02\pi/180)^2$. 또한, 로봇에 입력으로 가해지는 속도 성분은 그림 3. 과 같이 가정하였다.

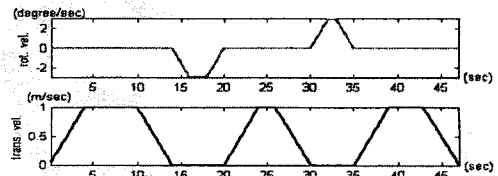


그림 3. 모의 실험에 사용된 속도 입력

제한된 방법의 평가는 지도 정보나 로봇의 위치 정보에 불확실성이 있을 때, 이것을 얼마나 효과적으로 고려할 수 있는가에 달려있다. 초기에 주어진 지도 정보가 비교적 정확한 경우와 그렇지 못한 경우, 두 가지 경우에 대해서 제안된 방법과 기존의 방법으로 모의 실험을 수행하였다.

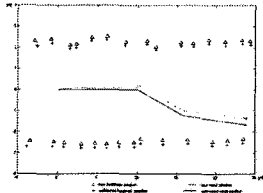


그림 4. 전체 경로의 엔코더 정보를 이용하여 만든 지도 정보

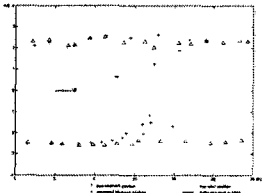


그림 5. 일부 경로의 엔코더 정보를 이용하여 만든 지도 정보

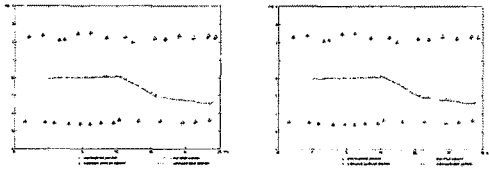


그림 6. 비교적 정확한 초기 지도(그림 4.)에 (a)기존의 방법을 적용한 SLAM 결과. (b) 제안된 방법을 적용한 SLAM 결과

표 1. 그림 6.에서 추정 오차 비교

| <Distance error> | Without consideration of uncertainty | With consideration of uncertainty |
|------------------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|
| Max. map estimation error | 0.2071 | 0.1251 |
| Std. of map estimation error | 0.0457 | 0.0285 |
| Max. robot position error | 0.2199 | 0.1423 |
| Std. of robot position error | 0.0347 | 0.0230 |

Unit: (m)

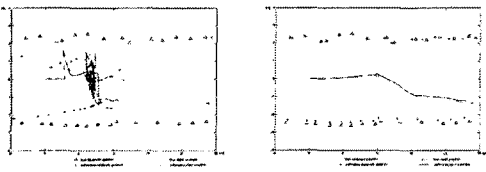


그림 7. 부정확한 초기 지도(그림 5.)에 (a)기존의 방법을 적용한 SLAM 결과. (b) 제안된 방법을 적용한 SLAM 결과

그림 4.와 그림 5.는 SLAM을 적용하지 않고 엔코더 정보만을 이용하여 지도를 생성한 결과이다. 그림에서 실선은 실제 로봇 위치이며, 점선은 추정된 로봇 위치이다. 또한 삼각형 표식은 특징점들의 실제 위치이며 십자가 표시는 추정된 특징점들의 위치이다. 실선은 그림 3.의 입력에 대해 식(1)에서 노이즈가 없는 경우를 가정하여 얻었고, 점선은 노이즈가 포함된 경우를 가정하여 얻은 결과이다. 그림 4.의 경우는 그림 3.에 주어진 전체

시간 영역의 정보를 이용하여 지도를 만든 경우이고, 그림 5.는 일부만 사용하여 지도를 만든 경우이다. 따라서 그림 4.의 경우는 비교적 정확한 지도를 얻었지만, 그림 5.의 경우는 상당히 부정확한 결과가 나온다. 이러한 결과를 초기 지도 정보로 이용하여 SLAM을 적용하였다. 추정된 초기 지도가 비교적 정확한 경우(그림 6), 기존의 방법과 제안된 방법의 결과가 크게 다르지 않는 것 같이 보이지만 추정된 값을 비교해 보면 약 2배의 성능 향상이 있음을 볼 수 있다(표 1). 특히, 추정된 초기 지도가 부정확한 경우(그림 7), 기존의 방법은 이러한 문제를 해결할 수 없어서 SLAM의 결과가 발산하지만 제안된 방법은 지도의 불확실성을 고려하기 때문에 상당히 정확한 결과를 얻을 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 이동 로봇이 주행하면서 지도를 만들고 동시에 이 지도를 이용하여 로봇 자신의 위치를 추정하는 과정인 SLAM을 extended Kalman filter를 이용하여 구현하였다. 또한 기존의 연구에서 다루지 않았던 지도 정보와 로봇 위치 정보의 불확실성을 처리할 수 있도록 보완하였다. 모의 실험 결과 불확실성을 고려하는 경우가 성능이 더 뛰어났으며, 초기 정보에 불확실성이 많이 포함된 경우 기존의 방법에서는 SLAM을 수행하지 못하였으나, 제안된 방법으로는 효과적으로 처리하여 만족할 만한 결과를 얻었다.

(참 고 문 헌)

- [1] G. Anousaki, K. Kyriakopoulos, "Simultaneous localization and map building for mobile robot navigation", IEEE Robotics and Automation Magazine, pp. 42-53, 1999
- [2] L. Delahoche, C. Pegard, E. Mouaddib, P. Vasseur, "Incremental map building for mobile robot navigation in an indoor environment", Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2560-2565, 1998.
- [3] J. Borenstein, L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometric errors in mobile robots", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 12, pp. 869-880, 1996.
- [4] C. K. Chui, G. Chen, Kalman filtering with real-time applications (Springer-Verlag, 1990)
- [5] Y. J. Lee, M. J. Chung, "A reliable feature matching method in omni-directional views for autonomous map generation of a mobile robot", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 895-900, 2001

감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단 지정 선문대학교 RRC-공조기술연구센터의 지원에 의한 것입니다.