

다중 이동 로봇의 위치 추정을 위한 확장 칼만 필터와 제약 만족 기법의 성능 비교

조경환¹, 이홍기², 이지홍³
LIG넥스원(주) PGM연구센터^{1,2}, 충남대학교³

Comparison of Extended Kalman Filter and Constraint Propagation Technique to Localize Multiple Mobile Robots

Kyounghwan Jo¹, Hongki Lee², Jihong Lee³
PGM R&D Lab, LIGNex1 Co., Ltd.^{1,2}, Chungnam National University³

Abstract - In this paper, we present performance comparison of two methods to localize multiple robots. One is extended Kalman filter and the other is constraint propagation technique. Extended Kalman filter is conventional probabilistic method which gives the sub-optimal estimation rather than guarantee any boundary for true position of robot. In case of constraint propagation, it can give a boundary containing true robot position value. Especially, we deal with cooperative localization problem in outdoor environment for multiple robots equipped with GPS, gyro meter, wheel encoder. In simulation results, we present strength and weakness for localization methods based on extend Kalman filter and constraint propagation technique.

1. 서 론

최근 국방 로봇, 서비스 로봇, 경비 로봇등과 같이 자율 수행을 요하는 이동 로봇들의 필요성이 증대됨에 따라서 로봇의 위치를 보다 정확하게 추정하기 위한 기법에 관한 연구는 여전히 활발하게 진행되고 있다. 일반적으로 실외의 이동 로봇의 위치 추정을 위해서 폭넓게 활용되는 GPS의 경우 높은 건물에 있는 도시나, 숲, 터널과 같은 곳에서는 사용이 제한되는 단점을 가지고 있다. 따라서 이동 로봇의 위치 추정에 관한 연구는 다중의 센서를 활용하여 보다 강인하고 정확한 성능을 얻기 위한 센서 융합[1]이나 이를 위한 다양한 기법[2]에 관한 연구가 주를 이루어왔다. 센서 데이터를 융합하기 위해서 칼만 필터가 그 구현의 용이성과 우수한 성능으로 폭넓게 활용되고 있다. 그러나 칼만 필터의 경우 관측기가 참값과 상당한 차이가 나는 국부의 최저 값(local minimum)으로 수렴하거나, 공 분산 오차의 과소 추정으로 인해서 최종 추정치의 경계 안에 참값이 포함되어 있다는 것을 보장할 수 없는 문제가 발생할 수 있다. 특히, 이러한 문제는 로봇이 좁은 입구를 통과해야 할 경우, 현재 로봇의 진행 방향과 속도도 입구를 통과할 수 있는지 판단하는 문제에 있어서 잘못된 판단을 야기할 수 있다[3]. 로봇에 부착된 센서의 측정치나 운동 방정식이 여유 도(redundancy)를 가지고 있을 경우 제약 전파 기법(constraint propagation technique)을 사용하는 것이 가능하다[4]. 제약 전파 기법은 로봇의 모델 오차나 센서들의 측정 오차 범위를 한정하여 비선형 문제를 풀 수 있으며, 일정한 구간을 이 해로써 제시한다. 이 해 구간은 언제나 참값을 포함하는 범위이며, 앞서 언급한 입구 통과 판단과 같은 문제를 해결하는데 유용하게 활용될 수 있다. 본 논문에서는 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)와 제약 전파 기법을 다중 이동 로봇의 위치 추정을 위해서 활용해 보고, 그 성능의 비교를 통해서 각각 방법의 장단점을 제시해보고자 한다.

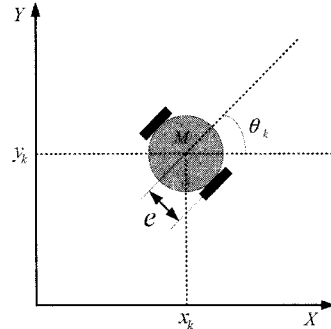
2. 본 론

2.1 이동 로봇 모델

그림 1은 이동 로봇의 좌표 계 및 상수 파라미터를 나타내고 있다. M은 로봇 몸체의 중심이며, e는 로봇의 중심에서 바퀴까지의 거리, θ_k 는 시각 k에서 로봇의 진행 방향, (x_k, y_k) 는 시각 k에서 로봇의 절대 위치를 나타낸다. 샘플링 시각 k에서 k+1 동안의 로봇의 이동 변위(ΔS_k) 및 회전 변위($\Delta \theta_k$)는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{cases} \Delta S_k = \frac{\Delta S_{r,k} + \Delta S_{l,k}}{2} \\ \Delta \theta_k = \frac{\Delta S_{r,k} - \Delta S_{l,k}}{e} \end{cases} \quad (1)$$

여기에서 $\Delta S_{r,k}$ 와 $\Delta S_{l,k}$ 는 각각 로봇의 오른쪽과 왼쪽 바퀴의 샘플링 시각 k에서 k+1 동안의 변위 량을 의미한다. 이동 로봇은 시각 k에서 로봇의 절대 위치를 측정할 수 있는 GPS와 진행 방향을 측정할 수 있는 자이로 센서를 장착하고 있으며, k에서 k+1 동안의 로봇 양쪽 바퀴의 회전 변위 량을 측정할 수 있는 주행 계를 가지고 있다.



〈그림 1〉이동 로봇의 좌표 계 정의

식 (1)에서 계산된 로봇의 이동 변위 및 회전 변위를 이용해서 아래와 같이 시각 k+1에서 로봇의 절대 위치 및 진행 방향을 추정할 수 있다.

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta S_k \cdot \cos(\theta_k + \Delta \theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta S_k \cdot \sin(\theta_k + \Delta \theta_k) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta_k \end{cases} \quad (2)$$

2.2 확장 칼만 필터를 이용한 위치 추정

앞서 이동 로봇의 모델 식 (2) 및 센서 측정 모델을 적용하면 아래와 같은 칼만 필터 기본 방정식을 구성할 수 있다.

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_k, w_{k+1}) \\ z_k = h(x_k, v_k) \end{cases} \quad (3)$$

여기에서 u_k 는 시각 k에 로봇의 양쪽 바퀴 모터에 전달되는 입력이며, w_{k+1} 는 모델 오차 및 입력 측정 시 발생할 수 있는 측정 오차, v_k 는 센서 측정 시 발생할 수 있는 측정 오차이다.

확장 칼만 필터의 추정(prediction)과 업데이트(update)는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \text{prediction :} \\ & \begin{cases} \hat{x}_k = f(x_{k-1}, u_k) \\ P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \end{cases} \\ & \text{update :} \\ & \begin{cases} K = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k^- V_k^T)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - h(\hat{x}_k^-)) \\ P_k = (I - K H_k) P_k^- \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

여기에서 \hat{x}_k^- 는 업데이트 전의 로봇의 위치 및 진행 방향에 관한 추정치를 의미하며, P_k^- 는 업데이트 전의 공분산, A와 W는 x와 w에 대한 운동 방정식의 편미분을 의미하며, K는 칼만 이득이다.

2.3 제약 만족 기법을 이용한 위치 추정

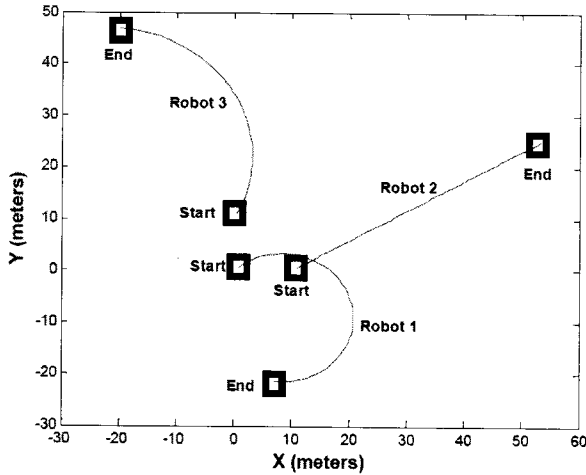
제약 만족 기법에서도 식 (1)과 (2)의 동일한 로봇의 운동 방정식을 활용한다. 식 (3)과 같이 표현된 데이터 융합 모델을 제약 만족 문제로 가져오면, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} H: (F(x) = 0 | x \in [x]) \\ x = (x_k, \dots, x_0, u_k, \dots, u_0), \\ F(x) = (x_k - f(x_{k-1}, u_k), \dots, \\ x_1 - f(x_0, u_k), z_k - h(x_k), \dots, \\ z_1 - h(x_1)) \end{cases} \quad (5)$$

여기에서 $[x]$ 는 로봇의 위치 및 진행 방향에 관한 구간 벡터를 의미하며, z 는 시각 k 에 측정된 센서 값을 의미한다. 이 식은 $F(x) = 0$ 이라는 제약 식을 만족하는 $[x]$ 내의 모든 x 를 구간 형태의 해로써 나타낸다는 의미를 가지고 있다.

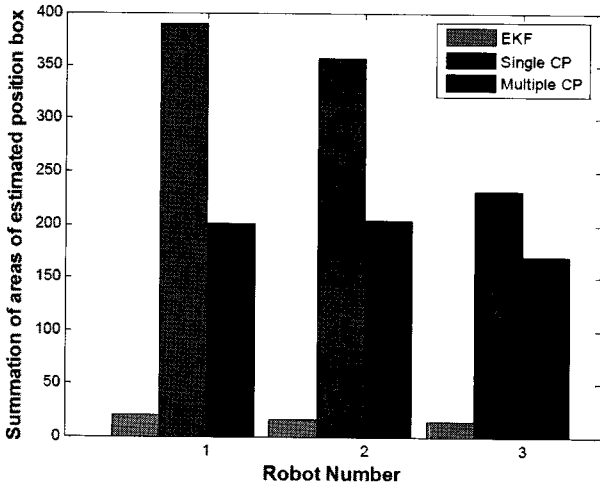
2.4 시뮬레이션 결과

시뮬레이션은 동일한 세 대의 다중 로봇 시스템을 가정하였다[5]. 각 로봇은 GPS 및 자이로 센서, 주행 계를 장착하고 있다. 로봇 1은 오른쪽 바퀴 0.98m, 왼쪽 바퀴 1m/s로 주행하고, 로봇 2는 1 m/s의 속도로 직진 주행, 로봇 3은 오른쪽 바퀴 1m/s, 왼쪽 바퀴 0.99m/s로 주행했다. 실제 로봇의 이동 경로는 그림 2와 같다.



〈그림 2〉실제 로봇의 이동 경로

시뮬레이션 결과 확장 칼만 필터(EKF)와 제약 만족 기법(CP)을 이용한 절대 위치 추정 범위의 면적 누적의 합은 그림 3과 같다. 여기에서 Single CP는 각 로봇이 자신이 가지고 있는 센서, 즉 자신의 GPS와 자이로 센서, 주행 계의 정보만을 활용하여 제약 만족 기법을 수행한 결과이다. Multiple CP는 자신의 센서 정보 외에 다른 로봇의 위치 역시 활용하여 자신의 위치를 추정할 경우를 나타내고 있다. 확장 칼만 필터는 제약 만족 기법과는 다르게 일반적으로 최적의 위치 값을 추정 결과로써 제시하므로, 제약 만족 기법과의 비교를 위해서 추정된 위치에 $3P_k$ 만큼의 값을 더하고, 해서 99.7%의 신뢰도 구간이 범위를 갖도록 했다.



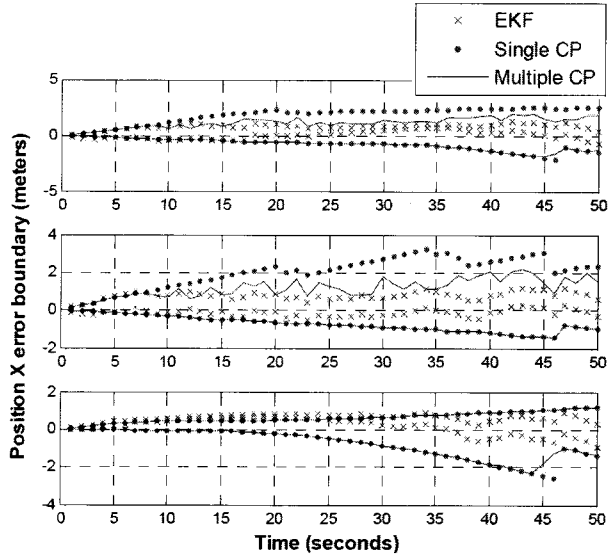
〈그림 3〉EKF와 CP에 의한 추정 범위 면적의 누적 합

그림 3에서 볼 수 있는 것과 같이 확장 칼만 필터를 사용한 경우 참값이 포함되어 있을 것이라고 추정할 수 있는 범위는 제약 만족 기법을 활용

한 경우의 그것에 비해서 매우 작았다. 이는 제약 만족 기법을 활용할 경우 확장 칼만 필터에 비해서 로봇의 위치를 명확히 판단하기 어렵다는 것을 의미한다. 물론 Multiple CP의 경우 Single CP에 비해서 그 누적 넓이가 상당히 줄어들었지만, 10배 이상의 차이를 보였다.

그러나 그림 4와 같이 세 가지 방법이 추정된 로봇의 이동 시간 별 오차 범위를 살펴보면 확장 칼만 필터의 경우 99.7%의 신뢰도 구간 안에 참값을 포함하는 경우가 발생할 수 있음을 알 수 있다. 즉, 제약 만족 기법을 사용한 경우에는 로봇이 동작한 50초 동안 언제나 참값을 의미하는 오차 0을 포함하지만, 확장 칼만 필터는 0을 포함하지 못하는 구간이 존재함을 확인했다.

따라서, 확장 칼만 필터를 사용할 경우 로봇의 추정 범위를 줄일 수 있으며, 또한 해에 상당히 근사한 값으로 추정할 수 있으나, 추정한 범위 내에 언제나 참값을 포함하고 있다는 것을 보장할 수 없다. 그러나 제약 만족 기법을 활용할 경우 언제나 참값을 포함하는 해 구간을 추정할 수 있으나, 확장 칼만 필터에 비해서는 상당히 큰 해 구간을 제시함으로써 로봇의 위치 추정이 모호해지는 문제가 발생할 수 있음을 확인했다.



〈그림 4〉EKF와 CP에 의한 시간에 따른 오차의 전파

3. 결 론

본 논문에서는 로봇의 위치 추정을 위해서 폭넓게 활용되는 가우시안 확률 분포 기반의 확장 칼만 필터와 이외는 다른 구간 분석(interval analysis) 기반으로 접근을 하고 있는 제약 만족 기법의 위치 추정 성능을 비교해 보았다. 시뮬레이션 결과 확장 칼만 필터는 참값에 근사한 값을 추종하여 해로써 제시하며, 제약 만족 기법의 경우는 확장 칼만 필터에 비해 넓은 구간의 해 집합을 제시함을 확인했다. 반면 제약 만족 기법은 언제나 참값을 포함하는 구간을 제시하며, 확장 칼만 필터는 이를 보장할 수 없음 역시 확인할 수 있었다. 따라서 이동 로봇의 사용 목적에 따라서 이 두 가지 방법이 선택 또는 병행되어 활용될 수 있을 것이다. 추후 연구 과제로는 이 두 방법의 병행 및 융합하여 실제 다중 로봇에 적용하여 그 성능을 입증하는 연구 등이 있을 수 있다.

[참고 문헌]

- [1] H. R. Everett. *Sensor for Mobile Robots*, Natick, Ma: A. K. Peters, 1995.
- [2] A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "Performance analysis of multirobot cooperative localization," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 22, pp. 666-681, Aug. 2006
- [3] 조경환, 이지홍, 장철수, "제약 전파 기법을 적용한 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정," *제어 로봇 시스템학회 논문지*, vol. 13, No. 3, pp. 273-283, Mar. 2008.
- [4] A. Gning and Ph. Bonnifait, "Constraints propagation techniques on intervals for a guaranteed localization using redundant data," *Automatica*, vol. 42, pp. 1167-1175, Feb. 2006.
- [5] Kyoung-Hwan Jo, Jihong Lee, "Cooperative Localization of Multiple Robots with Constraint Propagation Technique," in *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots Systems*, Oct. 2008.