

분배형 센서 융합을 이용한 센서 네트워크에서의 이동 개체의 위치 추정

김영균 · 정진구 · 좌동경 · 홍석교
아주대학교 전자공학부

POSITION ESTIMATION OF MOVING AGENT IN THE SENSOR NETWORK USING DISTRIBUTED SENSOR FUSION

Youngkyun Kim · JinGu Jung · Dongkyoung Chwa · Suk-Kyo Hong
Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

Abstract - 저가형 센서 노드와 임베디드 기술의 발달로 인하여 센서 노드가 보다 넓은 범위에서 사용되고 있으며, 센서 네트워크에 대한 연구 또한 활발히 진행 되고 있다. 하지만 많은 센서 노드로부터 오는 데이터를 처리하게 되면서 계산량 증가 및 노이즈에 의한 데이터 왜곡현상 등의 각종 문제가 고려되고 있다. 본 논문에서는 분배형 확장 칼만 필터(Distributed Extended Kalman Filter)를 설계하고 분배형 센서 융합 알고리즘을 이용하여 이러한 문제를 해결하고, 이동 개체의 위치 및 경로를 추정 한다.

1. 서 론

저가형 센서 노드와 임베디드 기술의 발달로 인하여 센서 네트워크에 대한 활발한 연구가 진행되면서 센서 노드의 성능은 보다 좋아졌으며, 보다 많은 센서 노드가 보다 넓은 범위에서 사용되고 있다. 그러나 센서 노드로부터 오는 많은 데이터를 중앙에서 모아서 한꺼번에 처리하다보니 많은 계산량이 필요로 하게 되었다. 또한 많은 센서를 사용하기 때문에 데이터를 센싱하고 처리 및 전송하는 과정에서 발생하는 노이즈에 의한 영향도 많이 받게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 센서의 데이터 처리를 중앙에서 모두 하는 대신, 각각의 센서에서 처리하는 방법들이 연구되어 왔다. 이러한 알고리즘은 크게 두 가지로 나눌 수 있다[1]. 서로 연결된 모든 센서노드가 전체의 데이터를 처리하는 방법이 분산형(decentralized) 알고리즘이며, 센서 노드 자체에서 일차 처리 후 각각의 그룹 또는 중앙에서 데이터를 모으는 방법이 분배형(distributed) 알고리즘이다.

본 논문에서는 분배형 센서 융합 알고리즘을 이용하여 센서 네트워크 환경 내에서 이동 개체의 위치 및 경로를 추정 하고자 한다. 이를 위하여 분배형 확장 칼만 필터를 설계 하였다. 또한 시뮬레이션을 통하여 분배형 알고리즘을 검증하고, 분배형 확장 칼만 필터와 중앙형 확장 칼만 필터와의 성능 비교를 하고자 한다.

2. 본 론

2.1 분배형 센서 퓨전 알고리즘

중앙형 칼만 필터를 이용하여 데이터를 처리하기 위해서는 전체 행렬의 크기가 전체 센서 노드의 개수만큼 되어야 한다. 만약 노드의 개수가 매우 많다면, 결국 계산을 하는 칼만 필터의 전체 행렬의 크기가 매우 커져 계산량은 기하급수적으로 늘어나게 되어 계산하는 컴퓨터에 문제가 발생할 수 있다. 또한 수많은 센서를 사용하기 때문에 각각의 센서노드에서 데이터를 센싱하고 처리 및 전송하는 과정에서 발생하는 노이즈에 의한 영향도 많이 받게 된다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 분배형 알고리즘을 사용한다. 분배형 알고리즘의 개념은 각각의 모든 노드에서 또는 몇몇의 그룹에서 직접 데이터를 처리하여 중앙 또는 상위 그룹으로 보내주어 취합하는 방식을 말한다. 각각의 노드에서 독립적으로 칼만 필터를 수행하므로 칼만 필터의 행렬의 크기는 매우 작아진다. 또한 데이터를 전송하기 전에 미리 처리를 함으로서 노이즈에 의한 영향을 최소화 시킬 수 있다.

본 논문에서는 온도센서를 이용하여 거리를 계산하고 이를 칼만필터를 통하여 이동 개체의 위치 좌표를 추정한다.

2.1.1 확장 칼만 필터 (Extended Kalman Filter)

온도센서를 이용하여 이동 개체의 위치를 추정하기 위해서는 다음과 같은 가정이 필요하다.

- 온도는 거리의 제곱에 반비례한다.

- 바람과 같은 외부적인 요인은 무시한다.
- 이동 개체의 온도는 일정하다.

위 가정을 바탕으로 온도와 거리와의 관계를 나타내면 다음과 같다.

$$K_i = \frac{K_{agent}}{1 + (x_i - x_{agent})^2 + (y_i - y_{agent})^2} + \frac{(x_i - x_{agent})^2 + (y_i - y_{agent})^2}{1 + (x_i - x_{agent})^2 + (y_i - y_{agent})^2} K_{around} \quad (1)$$

K_i 는 i 번째 노드의 측정 온도이며, x_i 와 y_i 는 i 번째 노드의 좌표 값이다. K_{agent} 와 K_{around} 는 각각 이동 개체와 주위 온도 초기 값을 나타내며, x_{agent} 와 y_{agent} 는 이동 개체의 현재 좌표 값을 나타낸다.

두 좌표 값을 계산하기 위해서는 적어도 두 개 이상의 센서 노드로부터 온도 값을 얻어야 한다. 다수의 센서 값을 융합하여 좌표 값을 계산하기 위해서 확장 칼만 필터(EKF)를 사용한다.

변수 $z_i \approx \sqrt{(x_i - x_{agent})^2 + (y_i - y_{agent})^2}$ 을 도입하면, (1)의 식은

$$z_i = \sqrt{\frac{K_{agent} - K_i}{K_i - K_{around}}} \quad (2)$$

와 같이 변형되고, $H \approx \frac{\partial z}{\partial \theta}$ 에 대해

$$H = \begin{bmatrix} \frac{x_{agent} - x_1}{R_1} & \frac{y_{agent} - y_1}{R_1} \\ \frac{x_{agent} - x_2}{R_2} & \frac{y_{agent} - y_2}{R_2} \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \quad (3)$$

가 성립한다. 여기서 R_i 는 $\sqrt{(x_i - x_{agent})^2 + (y_i - y_{agent})^2}$ 이다. 이를 이용하여 다음과 같은 칼만필터를 설계할 수 있다.

$$\hat{x}(k+1|k) = A_d \hat{x}(k|k) + B_d u(k) \quad (4)$$

$$P(k+1|k) = A_d P(k|k) A_d^T + \Gamma Q \Gamma^T$$

$$K(k+1) = P(k+1|k) H^T (k+1) \dots$$

$$[H(k+1) P(k+1|k) H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1}$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K \{ z(k+1) - H(k+1) \hat{x}(k+1|k) \}$$

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1) H(k+1)] P(k+1|k)$$

2.1.2 분배형 알고리즘

분배형 칼만 필터는 각각의 모든 센서에서 직접 데이터를 처리 한다. 그러나 위에서 언급하였듯이 온도센서를 이용하여 이동 개체의 위치를 추정하기 위해서는 적어도 두 개 이상의 센서 노드로부터 온도 값을 얻어야 한다. 그러므로 모든 센서는 두 개씩 하나의 그룹으로 묶어서 계산한다. 센서 노드 둘 중의 하나는 상대방 노드로 측정된 온도 데이터를 전송한다. 온도 데이터를 받은 센서 노드는 그것과 함께 본 노드에서 측정된 데이터를 이용하여 이동 개체의 좌표를 추정한다. 이때의 칼만 필터 설계는 다음과 같다.

$$H_{distributed} = \frac{\partial z}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} \frac{x_{agent} - x_1}{R_1} & \frac{y_{agent} - y_1}{R_1} \\ \frac{x_{agent} - x_2}{R_2} & \frac{y_{agent} - y_2}{R_2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1|k) &= A_d \hat{x}(k|k) + B_d u(k) \\ P(k+1|k) &= A_d P(k|k) A_d^T + \Gamma Q \Gamma^T \\ K(k+1) &= P(k+1|k) H_{dis}^T (k+1) \dots \\ & [H_{dis}(k+1) P(k+1|k) H_{dis}^T (k+1) + R(K+1)]^{-1}\end{aligned}\quad (6)$$

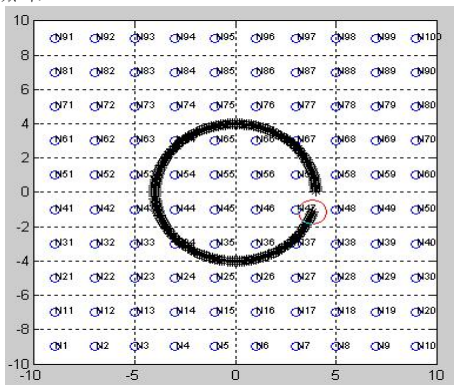
$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1|k+1) &= \hat{x}(k+1|k) \\ & + K\{z(k+1) - H_{dis}(k+1)\hat{x}(k+1|k)\} \\ P(k+1|k+1) &= [I - K(k+1)H_{dis}(k+1)]P(k+1|k)\end{aligned}$$

각각의 그룹으로부터 추정된 이동 개체의 좌표 값은 중앙으로 전송되어 모두 합한 후 그룹 개수인 n 으로 나누어 평균을 구한다.

$$\begin{aligned}\widehat{x}_{agent} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \widehat{x}_i \\ \widehat{y}_{agent} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \widehat{y}_i\end{aligned}\quad (7)$$

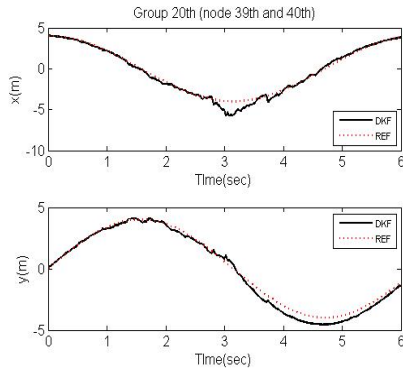
2.2 시뮬레이션을 통한 검증

시뮬레이션을 통하여 위 알고리즘을 검증하기 위해 100개의 센서노드를 <그림1>과 같이 정사각형으로 배치하였다. 센서노드는 2m의 간격으로 배치하였다.



<그림 1> 이동 개체의 궤적 및 센서 노드 배치

이동 개체를 <그림1>과 같이 <4,0>의 좌표에서부터 반지름 4m의 시계 반시계 방향으로 원을 그리며 대략 한 바퀴 회전 하였다. 샘플링 시간은 30ms로 설정하고, 모든 센서 노드는 샘플링 시간마다 이동 개체의 온도를 측정하였다. 측정된 데이터를 바탕으로 중앙형 칼만 필터와 분배형 칼만 필터를 동시에 사용하여 이동 개체의 좌표를 측정하였다. 분배형 칼만 필터는 두 개의 센서노드가 하나의 그룹이 되어야 하므로 센서노드를 두 개씩 묶어서 수행하였다. 짝수 번째 센서 노드에서 데이터를 보내주면 홀수 번째 센서 노드에서 데이터를 처리하였다.

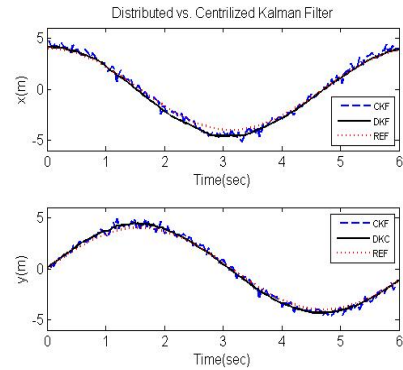


<그림 2> 한 그룹(두 개의 센서노드)에서 추정된 이동 개체의 위치 추정

<그림 2>은 <그림 1>에서의 이동 개체의 움직인 궤적을 두 개의 센서(39, 40번)만을 이용 했을 때의 이동 개체의 위치 추정 궤적을 나타낸 그림이다. 이동 개체가 센서와 가까운 부분에서는 비교적 실제 값을 잘 추정함을 볼 수 있으나 센서와 멀어지면서 실제 값에 비해 오차가 발생함을 볼 수 있다. 결국 두 개의 센서만으로는 신뢰성 있는 추정을 하기 힘들다는 것을 볼 수 있다. 그러나 각기 다른 그룹의 센서와의 융합을 통하여 이러한 문제를 해결할 수 있다.

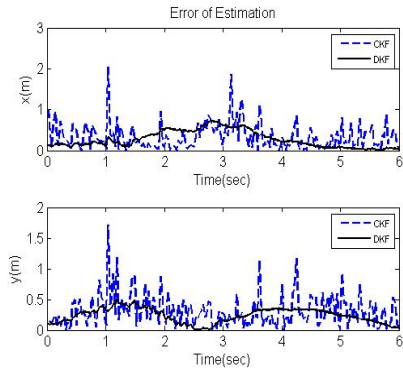
<그림 3>은 중앙형 칼만 필터와 분배형 칼만 필터, 두 가지의 알고리즘을 각각 이용하여 x좌표와 y좌표로 나타낸 그림이다. <그림 3>에서 보는 바와 같이 두 가지 알고리즘 모두 실제 이동 궤적을 잘 추정하는 것을 볼 수 있다. 하지만 중앙형 칼만 필터의 경우 가끔씩 노이즈의 영

향을 받음을 볼 수 있다. 반면 분배형 칼만 필터의 경우 여러 개의 그룹으로부터 처리된 데이터를 모두 이용하여 평균을 구하면서 <그림 2>에서의 문제점을 서로 보완 시켜 주게 되었다. 그 결과 노이즈를 보다 더 줄여줌을 알 수 있다.



<그림 3> 이동 개체의 위치 추정

<그림 4>는 <그림 3>에서 추정된 값을 실제 값과의 오차정도를 그린 그림이다. 분배형 칼만 필터가 보다 노이즈에 의한 영향을 적게 받음을 다시 한 번 확인 할 수 있다. 추후 단순 평균이 아닌 각각의 그룹에서 서로 다른 가중치를 주어 추정한다면 보다 나은 성능을 얻을 수 있다. 또한 신호를 칼만 필터로 처리되기 이전 단계에서 조건에 맞게 설계된 컨센서스 필터를 사용하면 노이즈에 의한 영향을 최소화 시키며 더 좋은 성능을 얻을 수 있다[3].



<그림 4> 두 알고리즘에 따른 오차 비교

3. 결 론

본 논문에서 분배형 센서 융합 알고리즘을 통하여 센서 네트워크 환경 내에서 일정 온도를 갖는 이동 개체의 위치를 추정하였다. 또한 중앙형 칼만 필터와 분배형 칼만 필터와의 비교를 통하여 분배형 칼만 필터가 중앙형 칼만 필터에 비해 단 두개의 센서만을 사용하는 작은 행렬의 칼만필터를 통해서도 결코 성능이 떨어지지 않으며, 오히려 노이즈가 큰 부분에서는 중앙형 칼만 필터보다 더욱 효과적이며 보다 신뢰할 수 있음을 볼 수 있었다. 추후 일반 평균이 아닌 상황에 따른 각각 다른 가중치를 주어 보다 효과적인 추정을 하고자 하며, 또한 컨센서스 필터를 추가하여 실제 데이터의 최대한 영향을 주지 않으면서 노이즈 등을 제거하고자 한다. 또한 실제 센서 네트워크 노드에 직접 위 알고리즘을 프로그램 하여 실제 실험을 통하여 위 알고리즘을 검증하고자 한다.

[참 고 문 헌]

- [1] T. M. Berg, H. F. Durrant-Whyte, "Distributed and Decentralized Estimation", Proceedings of the Singapore International Conference on Intelligent Control and Instrumentation, Singapore, Singapore, Volume: 2, On page(s): 1118-1123, Feb. 1992.
- [2] H. F. Durrant-Whyte, M. Stevens, "Data Fusion in Decentralized Sensing networks", Proceedings of the 4th International Conference on Information Fusion, Montreal Canada, On page(s): 302-307, July 2001.
- [3] Reza Olfati-Saber, "Distributed Kalman Filter with Embedded Consensus Filters", Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference ECC 2005, Seville, Spain, On page(s): 8179- 8184, Dec. 2005.