자기 위치 정보가 불확실한 상황에서 다수 모바일 센서를 활용한 균형 잡힌 목표물 위치 탐색

박준우*, 안형주, 방효충
한국과학기술원

Balanced Target Search of Mobile Sensor Fleet under Localization Uncertainty

Junwoo Park*, Hyungjoo Ahn, Hyochoong Bang

Key Words : Multiple Mobile Sensors(다수 모바일 센서), Localization Uncertainty(위치 불확실성), Target Search(목표물 탐색), Active Sensing(능동 탐지)

서 론

빠르게 기동할 수 있는 다수의 모바일 플랫폼에 탑재된 센서는 임무 시간의 단축 및 임무 성공 가능성의 측면에서 효과적이고, 소수 개체의 실패에도 강건한 정보 획득 체계로 기능할 수 있다. 특히, 다수의 드론, 파티클 필터 및 정보이론에 기반을 둔 협조적인 형태의 목표물 탐색이 활발히 연구되고 있으며 본 연구는 고정익 형태로 가정한 다수의 모바일 센서가 원격지의 목표물을 탐색하는 문제를 다룬다.

하지만 해당 기술의 응용 대상이 되는 수색 및 구조 임무의 경우 산악지형이나 발전소와 같은 험지에서 이루어지는 경우가 많으므로, 비행 플랫폼의 절대 위치 정보가 가용하지 않을 수 있다. 이에, GNSS의 부재를 상정하여 모바일 플랫폼의 위치 정보가 정확하지 않은 상황을 가정한다. Hoffmann 등[1]의 연구 내용을 센서의 위치 정보가 불확실한 상황으로 확장 적용해 각 센서가 자기 위치 및 표적의 불확실성을 동시에 낮출 수 있는 조사 방안을 제시한다. 단, 센서가 지속해서 표류해 표적 탐지가 원천적으로 불가능한 ill-posed 문제가 되는 것을 막기 위해 임무 배치 시작점과 같이 이미 알고 있는 지점으로의 측정치를 통해 자기 위치 정보와 목표물의 위치 정보를 동시에 추정하며, 그 둘의 균형 잡힌 기동 법칙을 다룬다.

본 론

각 센서 파티클 필터의 상태변수를 식 (1)과 같이 목표물의 위치뿐만 아니라 센서별 자기 상태를 포함한 형태로 증강하여 결합 (joint) 확률 분포에서 엔트로피 및 상호 정보량 (mutual information)을 추론한다.

$$\mathrm{x}_k^\tau = \left[\left(\mathrm{x}_k^\tau\right)^T \left(\mathrm{x}_k^i\right)^T \right]^T \tag{1}$$

여기서 τ, i는 목표물과 각 센서의 색인을 의미하여 식 (2)와 같고, 모바일 센서는 2차원 움직임을 가정해 식 (3)과 같은 운동을 하며, 목표물은 정지상태를 가정한다.

$$\mathrm{x}_k^i = \left[x_k^i, y_k^i, \psi_k^i\right]^T, \mathrm{x}_k^\tau = \left[x_k^\tau, y_k^\tau\right]^T \tag{2}$$

$$\begin{aligned} \mathrm{x}_{k+1}^i &= f(\mathrm{x}_k^i, u_k) + v_k^i \\ &= \mathrm{x}_k^i + \begin{bmatrix} V\cos(\psi_k^i + u_k^i \Delta t) \\ V\sin(\psi_k^i + u_k^i \Delta t) \\ u_k^i \Delta t \end{bmatrix} + v_k^i \end{aligned} \tag{3}$$

목표물은 전파 신호를 송출하여 i번째 센서는 식 (4)와 같이 도래각 (angle of arrival, aoa)을 측정할 수 있으며, 사전에 지정한 원점에서도 동일한 전파 신호를 송출해 식 (5)와 같이 도래각 및 원점에서부터의 방위각을 측정할 수 있다고 가정한다.

$$\begin{aligned} {}_\tau z_k^i &= h_{aoa}(\mathrm{x}_k^\tau, \mathrm{x}_k^i) + {}^A e_k^i \\ &= \mathrm{atan2}(y_k^\tau - y_k^i, x_k^\tau - x_k^i) - \psi_k^i + {}^A e_k^i \end{aligned} \tag{4}$$

$${}_o z_k^i = \begin{bmatrix} h_{aoa}(\vec{0}_{2\times1}, \mathrm{x}_k^i) \\ \mathrm{atan2}(y_k^i, x_k^i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} {}^A e_k^i \\ {}^B e_k^i \end{bmatrix} \tag{5}$$

자기 위치의 불확실성을 낮추기 위한 효용 (utility) 함수 Q_1과 목표물 위치 불확실성을 낮추기 위한 효용 함수 Q_2를 식 (6)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} &Q_1\left(p(\mathrm{x}_k^\tau, \mathrm{x}_k^i), u_k^i\right) = I\left({}_o z_{k+1}^i; \mathrm{x}_{k+1}^i\right) \\ &Q_2\left(p(\mathrm{x}_k^\tau, \mathrm{x}_k^i), u_k^i\right) \\ &\quad = I\left({}_\tau z_{k+1}^i; \mathrm{x}_{k+1}^\tau | \mathrm{x}_{k+1}^i = \hat{\mathrm{x}}_{k+1}^i\right) \end{aligned} \tag{6}$$

여기서 I는 상호 정보량을 나타낸다. 따라서, 상기 식들은 정보량을 최대화하면서 각각 자기 상태의 미래 불확실성, 목표물 위치의 불확실성을 낮추는 데 목적이 있다. 제안하는 센서별 기동 법칙은 아래와 같다.

$$u{*}_k^i = \begin{cases} u_1, & \text{if } \gamma_1 Q_1\left(p(x_k^\tau, x_k^i), u_1\right) \\ & \quad < \gamma_2 Q_2\left(p(x_k^\tau, x_k^i), u_2\right) \\ u_2, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{7}$$

여기서, γ_1, γ_2은 두 효용 함수의 균형을 맞추는 정규화 값이다. 식 (6)의 다음 상태와 측정치 간의 상호 정보량은 불확실성이 큰 임무 초기에 발생하므로, 초기 공분산 설정값들을 이용해 식 (8, 9)와 같이 계산한다.

$$\gamma_1 = \frac{1}{2}\log\left(\frac{\left|\Sigma_0^i\right|}{\left|\left(\Lambda_0^i + J_o^{i^T} R_0^{o^{-1}} J_o^i\right)^{-1}\right|}\right) \tag{8}$$

$$\gamma_2 = \frac{1}{2}\log\left(\frac{\left|\Sigma_0^\tau\right|}{\left|\left(\Lambda_0^\tau + \sum_{k=1}^{n_s} J_\tau^{k^T} R_0^{\tau^{-1}} J_\tau^k\right)^{-1}\right|}\right) \tag{9}$$

여기서, $\Sigma = \Lambda^{-1}$은 공분산을, J는 식 (4), (5)의 자코비안을 의미한다. 각 센서의 파티클 필터는 완전연결된 (fully connected) 센서 네트워크를 가정하여 다음과 같이 순서대로 갱신한다.

$$\begin{aligned} w_k^{i,[j]} &\propto w_{k-1}^{i,[j]} \\ &\times N\left({}_o z_k^i - \begin{bmatrix} h_{aoa}(\vec{0}_{2\times 1}, \mathrm{x}_k^{i,[j]}) \\ h_b(\mathrm{x}_k^{i,[j]}) \end{bmatrix}; 0, R_k^o\right) \end{aligned} \tag{10}$$

$$w_k^{i,[j]} \propto w_{k-1}^{i,[j]} N\left({}_\tau z_k^i - h_{aoa}(\mathrm{x}_k^{\tau,[j]}, \mathrm{x}_k^{i,[j]}); 0, R_k^\tau\right) \tag{11}$$

$$w_k^{i,[j]} \propto w_{k-1}^{i,[j]} N\left({}_\tau z_k^l - h_{aoa}(\mathrm{x}_k^{\tau,[j]}, \hat{\mathrm{x}}_k^l); 0, R_k^\tau\right) \tag{12}$$

식 (10), (11)은 각각 식 (5), (4)의 갱신이며, 식 (12)는 타 센서로부터 전달받은 식 (4)의 갱신이다. 식 (12)에서 $l \in \{1, \cdots, \mathrm{n_s}\} - \{\mathrm{i}\}$ 이며, $\hat{\mathrm{x}}_k^l$은 l번째 센서의 자기 위치 추정치이다.

Q_1의 계산을 위해서는 상호 정보량 값을 근사해야하는데, 파티클 필터를 활용한 엔트로피의 근사, 수치적 적분 방식은 선행 연구[1]를 참고한다. 동일한 방식으로 Q_2를 계산하는데, 조건부 확률 분포는 커널 분포 추정[2]의 기법을 이용해 아래와 같이 추정한다.

$$\begin{aligned} & p_{\mathrm{X}_k^\tau | \mathrm{X}_k^i = \hat{\mathrm{x}}_k^i}(\mathrm{x}_k^\tau) \\ &\approx \frac{\sum_{j=1}^{N} w_k^{i,[j]} K_2(\mathrm{x}_k^i, \mathrm{x}_k^{i,[j]}) \delta(\mathrm{x}_k^\tau - \mathrm{x}_k^{\tau,[j]})}{\sum_{j'}^{N} w_k^{i,[j']} K_2(\hat{\mathrm{x}}_k^i, \mathrm{x}_k^{i,[j']})} \\ &= \sum_{j=1}^{N} \hat{w}_k(\mathrm{x}_k^i, w_k^i, j) \delta(\hat{\mathrm{x}}_k^i, \mathrm{x}_k^{i,[j']}) \end{aligned} \tag{13}$$

식 (7)에서 $u_j, j \in \{1,2\}$는 각각 아래의 최적화 문제의 해이며, 반복과정으로 최적화 문제를 푸는 상세 방법은 선행 연구[3]를 참고한다.

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & Q_j\left(p(\mathrm{x}_k^\tau, \mathrm{x}_k^i), u_k^i\right) - \frac{1}{\beta} P\left(\mathrm{x}_k^\tau, u_k^i | \mathrm{x}_k^{\bar{i}}, u_k^{\bar{i}}\right) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{x}_{k+1}^i = \boldsymbol{f}(\mathrm{x}_k^i, u_k^i) + \mathrm{v}_k, \\ & {}_\tau z_k^i = h_{aoa}(\mathrm{x}_k^\tau, \mathrm{x}_k^i) + e_k^\tau \\ & {}_o z_k^i = \begin{bmatrix} h_{aoa}(\vec{0}_{2\times 1}, \mathrm{x}_k^i) \\ h_b(\mathrm{x}_k^i) \end{bmatrix} + e_k^o \end{aligned} \tag{1}$$

Fig. 1.은 시뮬레이션 결과이며, 각각 임무 시작, 8s, 24s의 표적 및 센서 위치 추정 결과를 나타낸다.

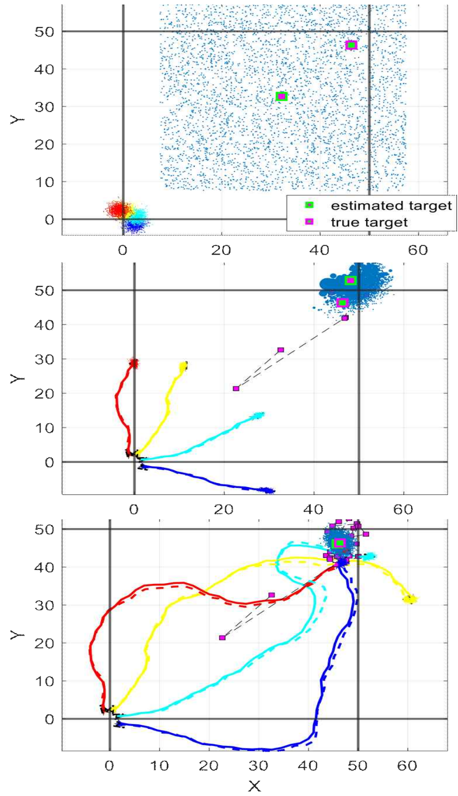

Fig. 1. 수치 시뮬레이션 결과

결 론

제안하는 기동 법칙이 자기위치 불확실성 최소화와 목표물 불확실성 최소화 사이에 균형을 맞추며 자동으로 우선순위를 정해 협력 기동하는 것을 수치 시뮬레이션 결과로 보였다.

참고문헌

1) Hoffmann, Gabriel M., and Tomlin, Claire J., "Mobile Sensor Network Control using Mutual Information Methods and Particle Filters," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 55, No. 1, 2009, pp. 32~47.

2) Bashtannyk, David M., and Hyndman, Rob J., "Bandwidth Selection for Kernel Conditional Density Estimation," *Computational Statistics & Data Analysis,* Vol. 36, No. 3, 2001, pp. 279~298.

3) Inalhan, Gokhan, Stipanociv, D. M., Tomlin, Claire J., "Decentralized Optimization with Application to Multiple Aircraft Coordination," *In Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control,* 2002, pp. 1147~1155.