

클러터와 미탐지가 존재하는 다중 객체 센싱을 위한 PHD 필터

박정훈, 김효원

충남대학교 전자공학과

junghoon.park00@o.cnu.ac.kr, hyowon.kim@cnu.ac.kr

PHD Filter for Multiple-Target Sensing with Clutter and Missed Detections

Junghoon Park and Hyowon Kim

Department of Electronics Engineering, Chungnam National University

요약

본 논문은 상태 공간의 클러터(clutter)와 추정 객체의 미탐지(missed detection) 가능성을 고려하여, RFS(random finite set) 이론 기반 PHD(probability hypothesis density) 필터를 사용한 다중 객체 센싱(multiple-target sensing)과 추적 프레임워크의 동작 특성 및 추정 오차를 보인다. 클러터는 환경 특성을 고려해 Poisson 분포로 형성하고, 시뮬레이션을 통해 클러터 밀도가 증가할 때, PHD 필터 내에서 오탐지(false alarm) 및 미탐지 객체 PHD가 생성되면서 추정 성능이 저하되는 특성을 확인한다. 또한, 필터 구조와 미탐지 객체 특성으로부터 클러터는 실제 이동 통신 환경에서 다중 객체 센싱과 추적 프레임워크의 적용을 위해 고려해야 할 주요 요소임을 나타낸다.

I. 서론

6G 및 차세대 이동 통신 시스템은 초저지연·초고속 데이터 전송을 목표로 발전하고 있다[1]. 이를 기반으로 다양한 분야에서 자율 주행, 디지털 트윈 등의 응용 서비스가 동시에 운용될 것으로 예상된다. 또한, 다양한 산업에서 통신과 센싱을 결합한 ISAC(integrated sensing and communication) 기반 위치 추정과 지도화 기술에 주목하고 있으며[2], ISAC 기반 환경에서 여러 제약을 고려한 위치 추정 및 센싱 기법의 연구가 요구되고 있다. 특히, 이동 단말 뿐만 아닌 고정 인프라와 같은 다양한 객체가 동일한 공간상에서 고밀도로 존재하기 때문에 이를 정확히 인식하고 추적할 수 있는 기술의 중요성이 증가하고 있다. 따라서 실시간으로 다수 객체를 개별 객체로 일관되게 추적할 수 있는 다중 객체 센싱(multiple-target sensing)과 추적 기법이 필수적이다.

실제 이동 통신 환경에서 개별 측정과 추정 대상의 명시적인 데이터 연관을 수행하지 않는 RFS(random finite set) 이론 기반 PHD(probability hypothesis density) 필터를 사용하는 다중 객체 추정 프레임워크가 연구되어오고 있다[3]. 이는 추정 대상의 유형을 구분하고, 다중 객체의 집합적 통계량 전파로 데이터 연관 문제를 처리하는 특징이 있다. 다만, 다중 객체 센싱 및 추적 기법으로 수집하는 측정 정보와 산출한 추정치는 이동 객체, 고정 객체 외에도 주변 환경의 다양한 산란체로부터 발생한다. 일부는 클러터(clutter) 형태로 나타나 추정 객체에 대한 불확실성을 증가시킨다. 이는 오탐지(false alarm) 생성의 원인이 되고, 실제 추정 객체를 미탐지(missed detection) 처리할 수 있다. 따라서 실시간 운용을 위해 클러터가 존재하는 환경에서 다중 객체 센싱 및 추적 기법의 동작 특성을 파악할 필요가 있다.

본 논문은 ISAC 기반 환경에서 존재하는 클러터와 미탐지 가능성을 고려하여, PHD 필터를 사용한 다중 객체 센싱과 추적 프레임워크 동작 특성을 확인한다. 클러터를 Poisson 분포로 모델링하고, 평균에 따른 시뮬레이션을 수행하여 다중 객체가 공존하는 환경에서 클러터로 인해 발생할 수 있는 미탐지 및 오탐지 특성과 이에 따른 추정 성능의 변화를 파악한다. 특히, 클러터 밀도가 증가함에 따라 추정 객체의 미탐지 가능성이 높아지면서 추정 성능이 저하되는 특성을 관찰한다. 이는 이동 객체와 고정 객체가 동시에 존재하는 ISAC 기반 환경에 PHD 필터를 이용한 프레임워크를 적용할 때, 클러터 밀도가 필터 동작 특성과 성능에 영향을 미치는 주요 고려 요소 중 하나임을 나타낸다.

II. 시스템 모델

3차원 전파 환경에서 하나의 기지국(BS: base station)이 존재하고, 주위에 신호를 송신한다. 기지국의 신호는 사용자 단말(UE: user equipment)이 수신하여 기지국의 위치 정보를 알 수 있다고 가정한다. 또한, 3차원 전파환경 내에는 반사 평면에 의해 기지국의 송신 신호를 반사하는 고정 반사체(VA: virtual anchor)와 신호를 난반사 하는 산란체(SP: scattering point)가 존재한다. 이러한 고정 객체는 기지국의 신호를 반사하고, 사용자 단말은 탐지 범위 이내의 고정 객체로부터 반사 신호와 감지 확률에 따라 측정값을 수신한다.

사용자 단말의 상태 변수는 시간 k 에서 $\mathbf{s}_k = [\mathbf{x}_k^T, \alpha_k, \zeta_k, \omega_k, B_k]^T$ 로 정의하며, $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, z_k]^T$ 는 사용자 단말의 3차원 좌표, $\alpha_k, \zeta_k, \omega_k, B_k$ 는 사용자 단말의 방향, 이동 속도, 각속도, 시계 오차이다. 동적 모델 함수 $f(\cdot)$ 에 의해 (1)과 같이 정의한다.

$$\mathbf{s}_k = f(\mathbf{s}_{k-1}) + \mathbf{q}_k, \quad (1)$$

이 때, $\mathbf{q}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_k)$ 는 이동 모델의 오차를 나타내며, $\mathbf{Q}_k \in \mathbb{R}^{7 \times 7}$ 는 이동 오차 공분산 행렬이다.

사용자 단말은 반사 신호를 기반으로 기지국, 반사체, 산란체의 유형을 $m \in \{\text{BS}, \text{VA}, \text{SP}\}$ 으로 구분하고, 고정 객체의 위치는 \mathbf{x}_m 으로 정의한다. 또한, 탐지 범위 내에서 수신한 신호로 획득한 사용자 단말과 고정 객체에 따른 측정값 $\mathbf{z}_k(m)$ 은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{z}_k(m) = h(\mathbf{s}_k, \mathbf{x}_m, m) + \mathbf{w}_k, \quad (2)$$

$$h(\mathbf{s}_k, \mathbf{x}_m, m) = [\tau_k, \boldsymbol{\phi}_k^T, \boldsymbol{\theta}_k^T]^T, \quad (3)$$

여기서 $h(\cdot)$ 는 측정 모델의 함수, $\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$ 는 측정 모델의 오차를 나타내며, $\mathbf{R}_k \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ 는 측정 오차 공분산 행렬이다. τ_k 는 신호의 도착 시간, $\boldsymbol{\phi}_k, \boldsymbol{\theta}_k$ 는 신호의 출발각과 도착각이고, 3차원 전파 환경을 가정하므로 방위각과 고각을 포함한다.

III. 다중 객체 센싱을 위한 PHD filter

RFS 이론에 기반한 PHD filter는 시간 단계에 따라 PHD의 평균 벡터와 공분산 행렬을 계산하는 예측과 갱신의 재귀 과정을 수행한다. 예측 단계는 시간 단계 k 에서 수신한 측정값 $\mathbf{z}_k(m)$ 으로 추정 객체의 새로운 PHD를 생성한다. 갱신 단계는 탐지 확률에 따라 예측 단계의 PHD를 미탐지 PHD와 탐지(detection) PHD로 갱신한다. PHD는 평균 벡터 $\boldsymbol{\mu}$, 공분산 행렬 $\boldsymbol{\Sigma}$ 로 구성된 Gaussian 분포와 가중치 γ 를 나타내는 GC(Gaussian

component)를 J 개 가지며, GM(Gaussian mixture)로 (4)와 같이 나타낸다[4].

$$D(\mathbf{x}) \approx \sum_{j=1}^J \gamma^j \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}^j, \boldsymbol{\Sigma}^j). \quad (4)$$

시간 $k-1$ 에서 갱신 단계의 PHD를 $D_{k-1|k-1}(\mathbf{x}, m)$ 라 할 때, 예측 단계 PHD는 다음과 같다.

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}, m) = D_{k-1|k-1}(\mathbf{x}, m) + b_k(\mathbf{x}, m), \quad (5)$$

이 때, $b_k(\mathbf{x}, m)$ 는 시간 단계 k 에서 수신한 측정값으로 생성한 고정 객체의 새로운 PHD이다. (5)와 $b_k(\mathbf{x}, m)$ 를 GM으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} D_{k|k-1}(\mathbf{x}, m) \\ = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}(m)} \gamma_{k|k-1}^j(m) \mathcal{N}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k|k-1}^j(m), \mathbf{P}_{k|k-1}^j(m)), \end{aligned} \quad (6)$$

$$b_k(\mathbf{x}, m) = \sum_{j(z)=1}^{J_{b,k}(m)} \gamma_{b,k}^{j(z)}(m) \mathcal{N}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{b,k}^{j(z)}(m), \mathbf{P}_{b,k}^{j(z)}(m)), \quad (7)$$

(6)의 $J_{k|k-1}(m)$ 은 이전 시간 $k-1$ 에서 고정 객체 유형 m 에 대한 갱신 PHD의 GC 수와 새로 생성된 PHD 수의 합으로, 예측 단계 PHD의 GC 수를 나타낸다. $\mathbf{x}_{k|k-1}(m)$, $\mathbf{P}_{k|k-1}(m)$, $\gamma_{k|k-1}(m)$ 는 예측 단계의 고정 객체 유형 m 에 대한 GC의 평균 벡터, 공분산 행렬, 가중치를 나타낸다. (7)의 $\mathbf{x}_{b,k}(m)$ 는 측정값을 역산하여 구한 평균 벡터, $\mathbf{P}_{b,k}(m)$ 와 $\gamma_{b,k}(m)$ 는 새로운 PHD에 대한 공분산 행렬과 가중치이다. 또한, 사용자 단말은 고정 객체에 의한 반사 신호 뿐만 아니라 기지국의 송신 신호를 직접 수신하여 기지국의 위치를 알고 있기 때문에 $b_k(\mathbf{x}, \text{BS}) = 0$ 이다.

시간 k 에서 갱신 단계 PHD는 (8)과 같고, 이를 GM으로 나타내면 (9)와 같다.

$$\begin{aligned} D_{k|k}(\mathbf{x}, m) \\ = D_{k|k-1}(\mathbf{x}, m)(1 - p_D(\mathbf{x}, m)) \\ + \sum_{\mathbf{z} \in \mathcal{Z}_k} \frac{p_D(\mathbf{x}, m)f(\mathbf{z} | \mathbf{x}, \mathbf{s}_k, m)D_{k|k-1}(\mathbf{x}, m)}{c(\mathbf{z}) + \sum_{m'} p_D(\mathbf{x}', m')f(\mathbf{z} | \mathbf{x}', \mathbf{s}_k, m')D_{k|k-1}(\mathbf{x}', m')d\mathbf{x}'}, \end{aligned} \quad (8)$$

$$D_{k|k}(\mathbf{x}, m) = \sum_{j=1}^{J_{k|k}(m)} \gamma_{k|k}^j(m) \mathcal{N}(\mathbf{x} | \mathbf{x}_{k|k}^j(m), \mathbf{P}_{k|k}^j(m)), \quad (9)$$

(8)의 $c(\mathbf{z})$ 는 클러스터 강도, $p_D(\mathbf{x}, m)$ 은 사용자 단말의 위치에서 고정 객체 유형 m 을 탐지할 확률이다. 첫 항은 측정값이 없을 때 갱신되는 미탐지 PHD에 해당되며, 두 번째 항은 측정값이 존재할 때, 갱신되는 탐지 PHD에 해당한다. 이 때, 탐지 PHD는 클러스터에 의해 생성될 수 있다. 또한 기지국의 경우 알고 있는 정보이기 때문에 $D_{k|k}(\mathbf{x}, \text{BS}) = D_{k|k-1}(\mathbf{x}, \text{BS})$ 이다.

IV. 시뮬레이션 및 성능 평가

전파 환경 내에는 기지국이 1개, 반사체와 산란체는 각 4개가 위치한다. 사용자 단말의 초기 상태는 [70.7282 m, 0 m, 0 m, 1.57 rad, 22.22 m/sec, 0.3142 rad/sec, 300 m] T 이며 기지국을 중심으로 20초 동안 0.5초 샘플 간격으로 이동한다. 이 때, 50 m 내의 산란체를 탐지하고, 사용자 단말이 주변 객체를 탐지하는 확률 $p_D(m) = 0.9$ 이다. 상태 공간에서 클러스터의 수는 평균이 λ 인 Poisson 분포를 따르며, $\lambda = 1, 3, 5, 10$ 에 따라 시뮬레이션을 수행한다. 시뮬레이션에서 이동 모델에 대한 오차 공분산 행렬 \mathbf{Q}_k 의 표준 편차 벡터 $\boldsymbol{\sigma}_k$ 는 [0.2 m, 0.2 m, 0 m, 10^{-3} rad, 0 m/sec, 0 rad/sec, 0.2 m] T , 측정 모델에 대한 오차 공분산 행렬 \mathbf{R}_k 의 표준 편차 벡터 $\boldsymbol{\delta}_k$ 는 [0.1 m, 10^{-2} rad, 10^{-2} rad, 10^{-2} rad, 10^{-2} rad] T 로, $\mathbf{Q}_k = \text{diag}(\boldsymbol{\sigma}_k^2)$, $\mathbf{R}_k = \text{diag}(\boldsymbol{\delta}_k^2)$ 이다. 시뮬레이션의 객체 추정 성능은 GOSPA(generalized optimal sub-pattern assignment)를 이용하여 평가하고, 결과는 Monte Carlo 샘플 수를 100회로 설정하여 평균한다.

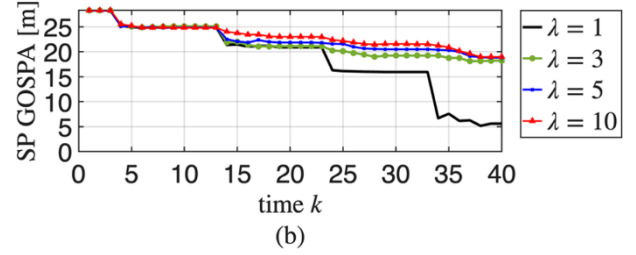
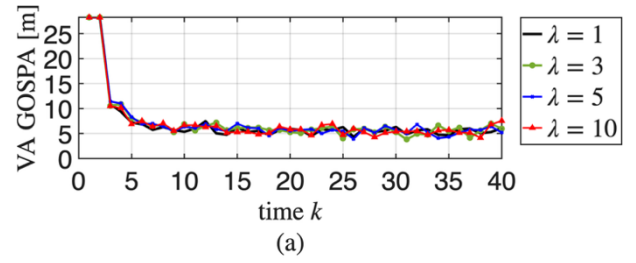


그림 1. 평균 GOSPAs: (a) VA, (b) SP

그림 1.(a)는 반사체에 대한 평균 GOSPA, (b)는 산란체에 대한 평균 GOSPA 결과이다. $\lambda = 1$ 일 때, 일부 Monte Carlo 샘플의 시간 단계에서 추정 객체가 미탐지로 처리되어 (a), (b) 모두 추정 오차가 약 6 m로 수렴한다. 특히, 반사체는 기하학적 구조 및 통신 특성에 의해 측정값을 탐지 범위가 아닌 탐지 확률에 따라 수신한다. 이로 인해 측정값 미탐지에 의한 GOSPA 변화가 있더라도 미탐지 생성과 클러스터에 의한 오탐지 생성이 적기 때문에 클러스터에 강인하다. 반면, 산란체의 경우 반사체와 같이 측정값 미탐지에 의한 GOSPA의 변화가 발생하고, 클러스터 수의 평균이 증가하면서 오탐지 PHD와 미탐지 PHD가 증가하기 때문에 추정 성능이 감소하는 것을 확인하였다.

V. 결론

본 연구에서는 클러스터가 존재하는 상태 공간에서 PHD 필터를 사용한 다중 객체 센싱 및 추적 프레임워크의 추정 오차를 계산하고, 객체 추정에 대한 동작 특성을 보였다. 또한 클러스터를 Poisson 분포로 모델링하고, 평균 클러스터 수에 따라 시뮬레이션을 수행하여 다중 객체가 존재하는 환경에서 클러스터 밀도가 증가할수록 PHD 필터 기반 다중 객체 센싱 및 추적의 성능이 저하되는 것을 확인하였다. 이는 클러스터 밀도가 증가함에 따라 오탐지 생성과 객체 미탐지 가능성이 높아질 수 있음을 나타내고, 실제 이동 통신 환경에서 PHD 필터 기반 다중 객체 센싱과 추적 프레임워크를 실시간으로 구현하기 위해 클러스터는 주요 고려 요소 중 하나임을 보인다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 한국연구재단 기초연구사업(No. RS-2025-25415939), 한국연구재단 대학기초연구지원사업(G-LAMP)(No. RS-2025-25442707), 그리고 한국연구재단(No. NRF-2023R1A2C3002890)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] 양현호, 박정훈, 김효원, "무선측위 관점에서의 6G ISAC의 이해," 2025년도 한국통신학회 하계종합학술발표회, pp. 0147-0148, 제주, 대한민국, 6월, 2025.
- [2] F. Liu *et al.*, "Integrated sensing and communications: Towards dual-functional wireless networks for 6G and beyond," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 40, no. 6, pp. 1728-1787, Jun. 2022.
- [3] H. Kim *et al.*, "5G mmWave cooperative positioning and mapping using multi-model PHD," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 6, pp. 3782-3795, 2020, Jun. 2020.
- [4] J. Mullane *et al.*, "A random-finite set approach to Bayesian SLAM," *IEEE Trans. Robot.*, vol. 27, no. 2, pp. 268-282, Apr. 2011.