

# 반사체 모델링에 따른 Dirichlet Process 기반 SLAM 알고리즘 성능 분석

이재복, 김효원, 김선우  
한양대학교 융합전자공학과  
{ok7393, khw870511, remero}@hanyang.ac.kr

## Performance Analysis of SLAM Algorithm based on Dirichlet Process according to Reflector Modeling

Jaebok Lee, Hyowon Kim and Sunwoo Kim  
Department of Electronic Engineering, Hanyang University

### 요약

본 논문에서는 5G mm-Wave 네트워크 환경에서 DP(Dirichlet Process) 기반의 SLAM(simultaneous localization and mapping) 알고리즘의 벽 탐지를 위한 두 가지 반사체 모델링을 제안한다. 제안하는 반사체 모델링은 클러스터의 공분산을 이용하는 방법, 클러스터 내 데이터의 공분산을 이용하는 방법으로 구성된다. MATLAB 시뮬레이션을 통해 제안하는 두 가지 반사체 모델링 방법에 대해 미탐지 발생 확률을 분석하였으며, 두 반사체 모델링의 매핑 성능을 비교하였다.

### I. 서론

5G mmWave 네트워크를 통해 우리는 넓은 대역폭과 대형 어레이 안테나를 사용하여 시간과 각도 도메인에서 고해상도의 측정값을 얻을 수 있다. 또한, 이와 같은 5G 신호의 특성을 이용하여 산란하는 물체를 감지하고 사용자의 위치와 방향 등의 상태를 추정하며 주변 환경을 매핑하는 SLAM(simultaneous localization and mapping)이 가능하다. 그러나 5G SLAM에서는 수신기의 결함으로 인한 대상의 미탐지(miss detection) 문제, 채널 추정 오류로 인한 오경보(false alarm), 환경 내 랜드마크의 유형을 알 수 없는 문제가 존재한다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 RFS(random finite set)을 사용한 PHD(probability hypothesis density) SLAM 알고리즘[2]과 DP(Dirichlet process)[3] 클러스터링 개념을 사용한 SLAM 알고리즘[4] 등이 고안되었다. 이러한 연구들은 공통적으로 환경 내의 벽과 같은 반사체를 탐지하는 데에 VA(virtual anchor)로 대표되는 가상의 점을 이용한다. 하지만 이러한 VA는 환경 내의 반사체가 BS(base station)의 신호를 정반사 할 수 있도록 평면 구조일 때 생성되는 점이며, 곡선과 같이 평면 구조를 가지지 않을 때는 VA가 생성되지 않는다. 본 논문에서는 반사체의 VA가 생성되지 않는 환경에서 DP 기반의 SLAM을 수행할 수 있도록 반사체를 두 가지 방법으로 모델링하며, MATLAB 시뮬레이션을 통해 미탐지 발생 확률을 분석하여 두 방법의 성능을 비교한다.

### II. 시스템 및 네트워크 모델

본 논문에서는 5G 신호를 통해 PRS(positioning reference signal)를 송신하는 BS가 존재하며 위치가 알려진 5G 스몰셀 네트워크를 가정한다[2]. 그림 1과 같이 스몰셀 네트워크 내 단일 차량은 BS로부터 PRS 신호를 주기적으로 수신하며 네트워크 내에서 주행한다. 네트워크 전파 환경은 벽과 신호를 난반사하는 물체인 SP(scattering point)를 포함한다. 또한 환경 내에서 짧은 시간동안 임의의 위치에서 발생되고, 5G 신호를 반사하여 오경보를 일으키는 클러스터를 포함한다.

시간  $k$ 일 때의 차량 상태는  $\mathbf{s}_k = [\mathbf{x}_{\mathbf{s},k}^T, \beta_{\mathbf{s},k}, \zeta_{\mathbf{s},k}, \xi_{\mathbf{s},k}, B_{\mathbf{s},k}]^T$ 와 같이 나타낼 수 있으며  $\mathbf{x}_{\mathbf{s},k} = [x_{\mathbf{s},k}, y_{\mathbf{s},k}, z_{\mathbf{s},k}]^T$ ,  $\beta_{\mathbf{s},k}$ ,  $\zeta_{\mathbf{s},k}$ ,  $\xi_{\mathbf{s},k}$ ,  $B_{\mathbf{s},k}$ 는 각각 차량의 3차원 위치, 방향각, 선속력, 각속도, clock bias를 나타낸다. 우리는 이미 알고있는 차량 상태의 확률 밀도  $f(\mathbf{s}_k | \mathbf{s}_{k-1})$ 를 이용하여 다음의 동적 모델을 따른다고 가정한다.

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

$g$ 는 차량 주행 모델,  $\mathbf{q}_k$ 는 평균이 0이고 공분산 행렬이  $\mathbf{Q}_k$ 인 가우시안 오차로

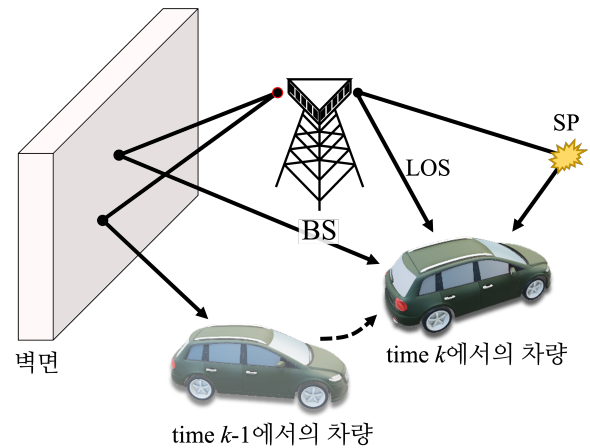


그림 1. 5G 스몰셀의 네트워크 환경 및 차량 상태

차량의 프로세스 오차를 나타낸다. 또한 전파 환경 내 물체의 3차원 위치 벡터는  $\mathbf{x}_m$ 와 같이 표현되며 시간  $m = \{BS, Wall, SP\}$ 로 물체의 유형을 나타낸다.

네트워크내의 차량은 시간  $k$ 일 때 BS, 벽(Wall), SP 경로를 포함하는 총  $I_k$ 개의 경로로부터 5G mm-Wave 신호를 수신하여 채널추정을 통해 측정값  $\mathbf{z}_k = \{\mathbf{z}_k^1, \dots, \mathbf{z}_k^{I_k}\}$ 를 산출한다. 이 때, 차량 상태 및 의 경로에 따른  $i$ 번째 측정값  $\mathbf{z}_k^i$ 는 다음의 모델을 따른다.

$$\mathbf{z}_k^i = h(\mathbf{s}_k, \mathbf{x}_k^i, m) + \mathbf{r}_k^i \quad (2)$$

함수  $h$ 는 측정값 모델,  $\mathbf{r}_k$ 는 평균이 0이고 공분산 행렬이  $\mathbf{R}_k$ 인 가우시안 노이즈로 측정 모델 오차를 나타낸다. 측정값은  $h(\mathbf{s}_k, \mathbf{x}_k^i) = [\tau_k^i, \theta_{k,az}^i, \theta_{k,el}^i, \phi_{k,az}^i, \phi_{k,el}^i]^T$ 와 같이 표현할 수 있으며,  $\tau_k^i$ ,  $\theta_{k,az}^i$ ,  $\theta_{k,el}^i$ ,  $\phi_{k,az}^i$ ,  $\phi_{k,el}^i$ 은 각각 TOA(time of arrival), DOA(direction of arrival) azimuth/elevation, DOD(direction of departure) azimuth/elevation 측정값을 나타낸다.

### III. DP SLAM 알고리즘

DP SLAM 알고리즘은 차량 예측, DP를 이용한 환경 내 물체 매핑, EKF(extended Kalman filter)를 이용한 차량 보정의 3단계로 이루어진다. 시간  $k$ 에서 차량 상태 예측값  $\bar{\mathbf{s}}_k = [\bar{\mathbf{p}}_{\mathbf{s},k}, \bar{\alpha}_{\mathbf{s},k}, \bar{\zeta}_{\mathbf{s},k}, \bar{\xi}_{\mathbf{s},k}]^T$ 는

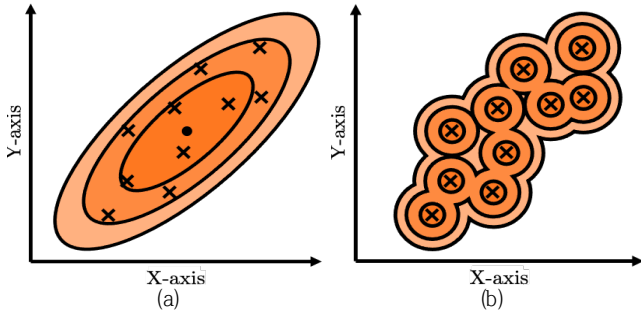


그림 2. 제안하는 벽 모델링 방법. (a) 클러스터의 공분산 이용, (b) 클러스터 내 데이터의 공분산 이용

시간  $k-1$ 에서의 차량 상태  $\mathbf{s}_{k-1}$ 와 차량 주행 모델  $g$ 를 이용하여 다음과 같이 산출할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{s}}_k = g(\mathbf{s}_{k-1}). \quad (3)$$

환경 내 물체 매핑을 위해 차량 예측 위치  $\bar{\mathbf{s}}_k$ 와 측정값  $\mathbf{Z}_k$ 를 이용하여 신호가 발생한 위치를 추정하는 과정이 필요하며 이를 출생점(birth point)이라 한다. 시간  $k$ 에서  $n$ 번째 신호가 발생한 출생점의 위치  $\mathbf{m}_k^i$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_k^i &= \bar{\mathbf{v}}_k + \frac{(\mathbf{f}_k - \bar{\mathbf{v}}_k) \mathbf{u}_k^T (\mathbf{x}_{\mathbf{s},k} - \bar{\mathbf{v}}_k)}{(\mathbf{x}_{\mathbf{s},k} - \bar{\mathbf{v}}_k) \mathbf{u}_k^T}, \\ \bar{\mathbf{v}}_k &= [\bar{x}_{\mathbf{s},k} + R_{x,y} \cos(\theta_{k,az}^n + \bar{\alpha}_{\mathbf{s},k}), \\ &\quad \bar{y}_{\mathbf{s},k} + R_{x,y} \sin(\theta_{k,az}^n + \bar{\alpha}_{\mathbf{s},k}), \\ &\quad \bar{z}_{\mathbf{s},k} + r_{k,az}^n \sin(\theta_{k,el}^n)], \\ R_{xy} &= r_{k,az}^n \cos(\theta_{k,el}^n), \\ \mathbf{u}_k &= \frac{\mathbf{x}_{\mathbf{BS}} - \bar{\mathbf{v}}_k}{\|\mathbf{x}_{\mathbf{BS}} - \bar{\mathbf{v}}_k\|}, \quad \mathbf{f}_k = \frac{\mathbf{x}_{\mathbf{BS}} + \bar{\mathbf{v}}_k}{2}. \end{aligned} \quad (4)$$

산출된 위치  $\mathbf{m}_k^i$ 는 DP를 통해 물체에 클러스터링되고 생성된 클러스터는 물체로써 인식된다. DP 알고리즘을 통해 신호 발생 위치  $\mathbf{m}_k^i$ 가 기존 또는 새로운 클러스터에 속할 확률을 산출할 수 있으며, 그 확률이 최대가 되는 클러스터는  $\mathbf{m}_k^i$ 가 속하는 cluster이다.  $j$  번째 클러스터가 각 클러스터에 속할 확률은 DP likelihood와 DP prior의 곱으로 나타낼 수 있다[2]. 기존의 DP를 이용한 SLAM은 벽을 탐지하기 위해 벽이 아닌 벽을 나타내는 하나의 점인 VA를 탐지하였지만, 본 논문에서는 벽이 생성하는 VA 대신, 벽의 위치를 탐지하며 DP likelihood 계산을 위한 다음의 두 가지 벽 모델링 방법을 이용한다.

A. 클러스터의 공분산을 이용

그림 2 (a)와 같이 우리는 DP의 각 클러스터에 속하는 데이터들의 분포를 통해 클러스터의 공분산을 계산한다. 이 방법으로 DP likelihood를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{DP likelihood} : N(\mathbf{m}_k^i; \text{mean}(\mathbf{p}_{k,j}^{1:L}), \text{cov}(\mathbf{p}_{k,j}^{1:L})), \quad (5)$$

이 때,  $\mathbf{p}_{k,j}^l$ ,  $L$ 은  $j$  번째 클러스터에 속하는  $l$  번째 데이터의 위치와 총 데이터의 개수이며,  $\text{mean}(\mathbf{p}_{k,j}^{1:L})$ ,  $\text{cov}(\mathbf{p}_{k,j}^{1:L})$ 는 각각  $j$  번째 클러스터에 속하는 전체 데이터 위치들의 평균과 공분산을 나타낸다.

B. 클러스터 내 데이터의 공분산 이용

두 번째 방법은 그림 2 (b)와 같이 클러스터에 속하는 각 데이터의 공분산을 이용하여 DP likelihood를 계산하는 방법이다. 우리는  $\mathbf{m}_k^i$ 와 cluster의 각 data와의 likelihood를 계산하고 이것의 합을 DP likelihood로 사용한다.  $\mathbf{m}_k^i$ 의  $j$  번째 클러스터와의 DP likelihood는 다음과 같다.

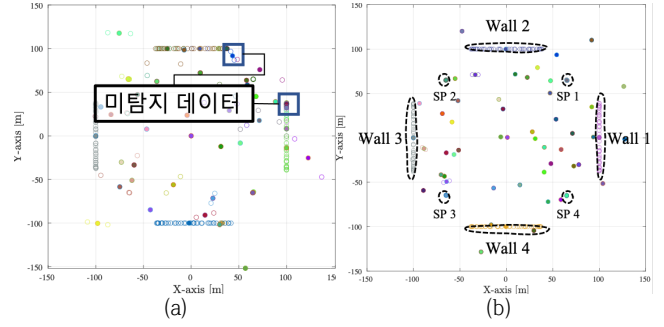


그림 3. 제안하는 벽 모델링 방법을 이용한 벽 탐지 결과. (a) 클러스터의 공분산 이용, (b) 클러스터 내 데이터의 공분산 이용

$$\text{DP likelihood} : \sum_{l=1}^L N(\mathbf{m}_k^i; \mathbf{p}_{k,j}^l, \mathbf{P}_{k,j}^l), \quad (5)$$

이 때  $\mathbf{P}_{k,j}^l$ 는  $l$  번째 데이터의 공분산을 나타낸다. 이러한 방법으로 산출한 DP likelihood는 [4]의 매핑 과정에 이용되어  $\mathbf{m}_k^i$ 가 물체로 인식되며 최종적으로 차량 보정과정을 통해 최적 차량 상태를 얻는다.

#### IV. 시뮬레이션 환경 및 결과

네트워크 환경은 1대의 BS, 4개의 벽, 4개의 SP, 평균이 1인 Poisson분포를 따르는 임의의 개수의 클러스터로 구성된다[2]. 네트워크 내 차량 이동 모델의 process noise 공분산은  $\mathbf{Q}_k = \text{diag}([0.2^2, 0.2^2, 0.01^2, 0.0, 0.2^2]) \text{ m}^2$ , 측정 오차의 공분산은  $\mathbf{R}_k = \text{diag}([0.1^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2]) \text{ m}^2$ 로 설정하였다. 차량은 20초 동안 환경 내의 원형 경로를 따라 움직이며, BS는 0.5초 간격으로 5G 신호를 송신한다. MATLAB을 이용하여 50회의 Monte Carlo 시행을 통해 벽과 SP 탐지 결과를 비교하였다.

그림 3은 제안하는 벽 모델링 방법에 따른 벽 탐지 결과를 나타낸 그림이다. III. A의 경우, 그림 3 (a)와 같이 벽 탐지 시에 미탐지 데이터가 발생하는 것을 발견하였고, III. B의 경우, 그림 3 (b)와 같이 벽 탐지 시에 미탐지 데이터 없이 벽 탐지가 이루어지는 것을 확인할 수 있었다. Monte Carlo 50회의 시행 동안, 각 모델링 방법에 따른 미탐지 발생 확률은 III. A의 경우 21.56 %, III. B의 경우 0 %임을 확인할 수 있었다.

#### V. 결론

본 논문에서는 DP SLAM 알고리즘의 벽 탐지를 위한 두 가지 반사체 모델링 방법에 대해 제안하였다. 반사체 모델링은 클러스터의 공분산을 이용하거나 클러스터 내 데이터의 공분산을 이용하였으며, MATLAB 시뮬레이션을 통해 각 모델링 방법의 미탐지 발생 확률을 분석하여 벽 탐지 성능을 비교하였다.

#### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원 사업의 연구결과로 수행되었음(IIIP-2021-2017-0-01637).

#### 참 고 문 헌

- [1] H. Durrant-Whyte et al., "Simultaneous localization and mapping: Part I," *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, Jun. 2006.
- [2] H. Kim et al., "5G mmWave Cooperative Positioning and Mapping using Multi-Model PHD Filter and Map Fusion," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 6, pp. 3782-3795, Jun. 2020.
- [3] Y. W. Teh, "Dirichlet Processes," in *Encyclopedia of Machine Learning*. New York, NY, USA: Springer, 2010.
- [4] 이재복 et al., "Dirichlet Process 기반 5G mm-Wave SLAM 알고리즘," *한국통신학회 학술대회논문집*, Feb. 2021.