6G 이동통신을 활용한 2차원 단말의 동시 위치 추정과 매핑

박정훈, 정방철, 고형호, 김효원
충남대학교 전자공학과
e-mail: pjhoon5121@o.cnu.ac.kr, {bcjung, hhko, hyowon.kim}@cnu.ac.kr

Simultaneous Localization and Mapping of 2D Devices Using 6G Communications

Junghoon Park, Bang Chul Jung, Hyongho Ko, and Hyowon Kim
Department of Electronic Engineering, Chungnam National University

Abstract

In this paper, we present the simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm for the development of 6G communications. We consider a two-dimensional (2D) wireless device that receives signals from a base station (BS). At the same time, the device transmits the sidelink signal and receives the back-propagated signals from landmark. We compute the joint SLAM density by the Kalman filter. Our results show the feasibility of 6G SLAM with the radar system, via MATLAB simulation.

I. 서론

최근 5G 환경에서 전파환경 및 위치 추정의 문제[1]는 동시 위치 추정 및 지도 생성(SLAM: simultaneous localization and mapping)의 문제로 분류된다[2]. 자율 주행과 같이 환경을 탐색하기 위한 분야의 경우 SLAM이 주요한 기술이고, 실제 응용 가능한 분야에서 확장 칼만 필터(EKF: extended Kalman filter) 알고리즘이 활용되고 있다[3]. 본 논문에서는 6G 이동 통신 환경[4]에서 베이지안 기법을 통해 차량의 상태벡터 및 랜드마크의 위치에 대한 사후확률밀도를 계산[5]하는 SLAM 알고리즘을 고안하였다. 추정치의 오차 제곱 평균 (MSE: mean squared error)을 계산하여 MATLAB 시뮬레이션으로 성능을 평가한다.

II. 본론

6G 통신이 가능한 2차원 환경에서 하나의 기지국(BS: base station) $\mathbf{x}_{\mathrm{BS}} = [x_{\mathrm{BS}}, y_{\mathrm{BS}}]^\top$, 이동 단말 $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, v_x, v_y]^\top$과 랜드마크 $\mathbf{m}_k = [x_{m,k}, y_{m,k}]^\top$가 존재한다. 기지국과 랜드마크는 시간 k 관계없이 고정되어 있으며 이동 단말은 시간 간격 Δt에 따라 등속 직선 운동하여 동적 모델은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\,\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k, \tag{1}$$

$\mathbf{F}$는 이동 단말의 전이 행렬이고, $\mathbf{w}_k \sim \boldsymbol{\mathcal{N}}(0, \mathbf{Q})$는 동적 모델 측정 잡음이다.

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{2}$$

이동 단말은 시간 k에 따라 통신하며 관측 정보를 수집한다. 기지국이 송신한 신호를 이동 단말이 수신하여 거리 정보를 산출하는 관측은 $\mathbf{z}_k^{(1)}$, 이동 단말이 랜드마크에 신호를 송신하고 랜드마크에서 반사된 신호를 수신하여 거리 정보를 산출하는 관측은 $\mathbf{z}_k^{(2)}$로 다음과 같다.

$$\mathbf{z}_k^{(1)} = \mathbf{H}_1 \mathbf{x}_k - [\mathbf{x}_{\mathrm{BS}}^\top, \mathbf{0}_2^\top]^\top + \mathbf{v}_k^{(1)}, \tag{3}$$

$$\mathbf{z}_k^{(2)} = \mathbf{H}_2 [\mathbf{x}_k^\top, \mathbf{m}_k^\top]^\top + \mathbf{v}_k^{(2)}, \tag{4}$$

시간 k에 따른 관측 정보를 계산하는 관측 행렬 $\mathbf{H}_1$, $\mathbf{H}_2$는 수식 (5), (6)과 같다. $\mathbf{v}_k^{(1)} \sim \boldsymbol{\mathcal{N}}(0, \mathbf{R}^{(1)})$와 $\mathbf{v}_k^{(2)} \sim \boldsymbol{\mathcal{N}}(0, \mathbf{R}^{(2)})$는 두 관측 모델의 측정 잡음이고, $\mathbf{0}_\psi$는 크기가 ψ행, 1열인 영벡터다.

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{5}$$

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & -2 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

칼만 필터(KF: Kalman filter) 적용을 위해 이를 하나의 모델로 결합한 $\mathbf{z}_{\mathrm{k}} = \left[\mathbf{z}^{(1)\top}_k, \mathbf{z}^{(2)\top}_k \right]^\top$는 수식 (7)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\,[\mathbf{x}_k^\top, \mathbf{m}_k^\top]^\top + \mathbf{v}_k - [\mathbf{x}_{\mathrm{BS}}^\top, \mathbf{0}_4^\top], \quad (7)$$

$\mathbf{H}$는 수식 (8)과 같고, $\mathbf{v}_k \sim \boldsymbol{\mathcal{N}}(0, \mathbf{R})$는 $\mathbf{v}_k^{(1)}$과 $\mathbf{v}_k^{(2)}$를 결합한 $\mathbf{z}_k$의 측정 잡음이다.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1 & \mathbf{0}_{2\times 2} \\ & \mathbf{H}_2 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

이동 단말과 랜드마크의 상태를 확률 밀도에 근거해 필터에 적용하므로 시간 k에서 이동 단말의 평균 벡터와 공분산 행렬을 $\boldsymbol{\mu}_k^{(1)}$, $\boldsymbol{\Sigma}_k^{(1)}$, 랜드마크의 평균 벡터와 공분산 행렬을 $\boldsymbol{\mu}_k^{(2)}$, $\boldsymbol{\Sigma}_k^{(2)}$로 정의한다. 시간 $k-1$에서 이동 단말과 랜드마크의 갱신 확률 밀도는 다음과 같다.

$$p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(1)}) = \boldsymbol{\mathcal{N}}(\hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(1)}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(1)}), \quad (9)$$

$$p(\mathbf{m}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(2)}) = \boldsymbol{\mathcal{N}}(\hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(2)}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(2)}), \quad (10)$$

$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(1)}$, $\hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(2)}$와 $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(1)}$, $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(2)}$는 시간 $k-1$에서 갱신 평균 벡터와 갱신 공분산 행렬이다. 이동 단말의 예측 단계는 관측 정보 $\mathbf{z}_{1:k-1}$를 받아 시간 k에서 상태를 계산하여 수식 (11)과 같고, 랜드마크의 예측 확률 밀도는 수식 (12)와 같다.

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(1)}) = \int p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(1)})\, p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{1:k-1})\mathrm{d}\mathbf{x}_{k-1}, \quad (11)$$

$$p(\mathbf{m}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(2)}) = \int \delta(\mathbf{m}_k - \mathbf{m}_{k-1})\, p(\mathbf{m}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}^{(2)})\mathrm{d}\mathbf{m}_{k-1}, \quad (12)$$

이때, $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{1:k-1})$와 $\delta(\mathbf{m}_k - \mathbf{m}_{k-1})$는 시간 k에서 상태 전이 확률 밀도이며 수식 (11), (12)의 예측 확률 밀도는 수식 (13), (14)와 같다.

$$p(\mathbf{x}_{\mathrm{k}}\,|\,\mathbf{z}_{1:\mathrm{k}-1}^{(1)}) = \mathbf{N}\,(\overline{\boldsymbol{\mu}}_{\mathrm{k}}^{(1)}, \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_{\mathrm{k}}^{(1)}), \quad (13)$$

$$p(\mathbf{m}_{\mathrm{k}}\,|\,\mathbf{z}_{1:\mathrm{k}-1}^{(2)}) = \mathbf{N}\,(\overline{\boldsymbol{\mu}}_{\mathrm{k}}^{(2)}, \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_{\mathrm{k}}^{(2)}), \quad (14)$$

$\overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(1)}$, $\overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(2)}$와 $\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(1)}$, $\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(2)}$는 시간 k에서 이동 단말과 랜드마크의 예측 평균 벡터와 공분산 행렬이고, 시간 k에서 $\mathbf{s}_{\mathrm{k}} = \left[\mathbf{x}_k^\top, \mathbf{m}_k^\top \right]^\top$의 예측 확률 밀도는 다음과 같이 정의한다.

$$p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}) = \boldsymbol{\mathcal{N}}(\overline{\boldsymbol{\mu}}_k, \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k) \quad (15)$$

$\overline{\boldsymbol{\mu}}_k$는 예측 결합 평균 벡터 $[\overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(1)\top}, \overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(2)\top}]^\top$이고, $\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k$는 예측 결합 공분산 행렬 $\mathrm{diag}\,(\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(1)}, \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(2)})$이다.

갱신 단계는 예측 단계의 확률 밀도 정보를 받아 계산한다. 갱신 확률 밀도는 수식 (15)을 이용하여 시간 k에서 수식 (16)과 같이 전개할 수 있다.

$$p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{s}_k)\, p(\mathbf{s}_{1:k}|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}, \quad (16)$$

이때, $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{s}_k)$는 관측 확률 밀도이고, $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})$는 정규화 상수이다. 따라서 수식 (16)의 갱신 결합 확률 밀도는 수식 (17)과 같다.

$$p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k}) = \boldsymbol{\mathcal{N}}(\hat{\boldsymbol{\mu}}_k, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k), \quad (17)$$

$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k$는 갱신 결합 평균 벡터 $[\hat{\boldsymbol{\mu}}_k^{(1)\top}, \hat{\boldsymbol{\mu}}_k^{(2)\top}]^\top$이고, $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k$는 갱신 결합 공분산 행렬 $\mathrm{diag}\,(\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(1)}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(2)})$이다.

확률 밀도 형태에 근거한 예측 형태 수식 (13-14)와, 갱신 형태 수식 (17)은 칼만 필터에서 수식 (18-22)과 같이 해석적 형태로 계산한다.

$$\overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(1)} = \mathbf{F}\,\hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(1)},\ \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(1)} = \mathbf{F}\,\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(1)}\mathbf{F}^\top + \mathbf{Q}, \quad (18)$$

$$\overline{\boldsymbol{\mu}}_k^{(2)} = \hat{\boldsymbol{\mu}}_{k-1}^{(2)},\ \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(2)} = \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{k-1}^{(2)}, \quad (19)$$

$$\mathbf{W}_k = \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k\mathbf{H}^\top (\mathbf{H}\,\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k\mathbf{H}^\top + \mathbf{R})^{-1}, \quad (20)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k = \overline{\boldsymbol{\mu}}_k + \mathbf{W}_k[\mathbf{z}_k - (\mathbf{H}\,\overline{\boldsymbol{\mu}}_k - [\mathbf{x}_{\mathrm{BS}}^\top, \mathbf{0}_4^\top])], \quad (21)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k = \overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k - \mathbf{W}_k\mathbf{H}\,\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_k, \quad (22)$$

수식 (21)과 수식 (22)를 필요한 요소에 대해 주변화하면 다음과 같이 시간 k에서 각각의 갱신 결과를 얻는다.

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k^{(1)} = [\hat{\boldsymbol{\mu}}_k]_{1:4}, \quad (23)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(1)} = [\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k]_{1:4,\,1:4}, \quad (24)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k^{(2)} = [\hat{\boldsymbol{\mu}}_k]_{5:6}, \quad (25)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k^{(2)} = [\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k]_{5:6,\,5:6}, \quad (26)$$

Ⅲ. 성능평가

성능평가의 매개변수는 다음과 같이 설정한다. 측정 잡음의 공분산은 $\mathbf{Q} = \mathrm{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{v_x}^2, \sigma_{v_y}^2)$로 σ_x와 σ_y는 0.2m, σ_{v_x}와 σ_{v_y}는 0.03m/sec, 관측 잡음의 공분산은 $\mathbf{R} = \mathrm{diag}(\sigma_D^2, \sigma_D^2, \sigma_d^2, \sigma_d^2)$로 σ_{D}는 0.1m, σ_{d}는 0.2m이다. 랜드마크 실제 상태 벡터는 $\mathbf{x}_{\mathrm{L}} = [30, 250]^\top$m이며 이동 단말은 $\mathrm{K} = 100$ 동안 동적 모델인 수식 (1)을 따라 작동한다. 이동 단말의 초기 위치는 2차원 평면에서 원점이고, 초기 속도 v_x는 2m/s, v_y는 3m/s이다. 동적모델의 시간 간격 Δt는 0.5s이다.

예측 단계와 갱신 단계에서 사용될 초기 공분산 행렬은 $\overline{\boldsymbol{\Sigma}}_0 = \mathrm{diag}\,(5^2, 5^2, 2^2, 2^2, 5^2, 5^2)$이다. 초기 상태 벡

터의 불확실성을 몬테카를로 샘플링 수 M = 100에 따라 부여하고, 샘플을 평균한 결과로 성능을 평가하였다. 그림 1은 이동 단말의 3개 샘플을 표시한 것이다. 그림 2는 추정된 이동 단말 경로와 랜드마크, 실제 이동 단말 경로와 랜드마크의 위치 오차 제곱 평균 그래프이다. 오차 제곱 평균은 초기 위치의 불확실성에 의해 큰 값으로 시작하지만 시간 k를 따라 이동 단말은 약 $0.01\,\mathrm{m}^2$, 랜드마크는 약 $0.0006\,\mathrm{m}^2$ 으로 수렴한다. 그림 3은 이동 단말의 속도 오차 제곱 평균 그래프이다. 위치 오차 제곱 평균에 비해 낮은 값을 나타내며, 시간 k에 따라 이동 단말 속도 오차 제곱 평균은 약 $0.025\,(\mathrm{m/sec})^2$ 으로 수렴한다.

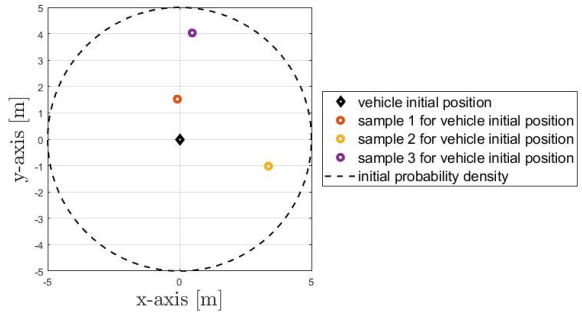

그림 1. 이동 단말의 초기 위치 샘플

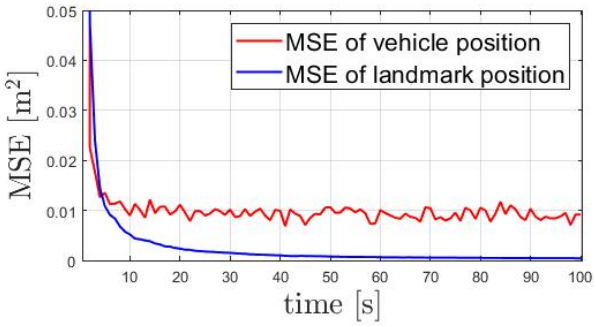

그림 2. 이동 로봇의 거리 평균 제곱 오차

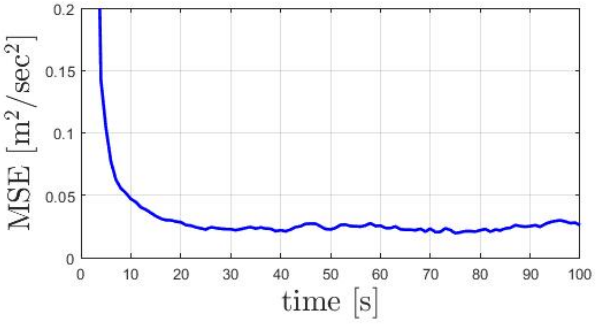

그림 3. 이동 로봇의 속도 평균 제곱 오차

VI. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문은 2차원 환경에서 이동 단말의 위치 추정 및 지도 생성을 KF를 적용하여 수행하였다. 위치 추정과 지도 작성의 불확실성이 있음에도 KF와 몬테카를로 샘플링에 의해 추정 값을 확률 밀도 평균에 근사하여 추정할 수 있었다. 6G 이동통신 환경에서 차원 확장 및 EKF-SLAM을 수행할 수 있도록 resampling 과정을 추가하고, 비선형 시스템에서 유사한 결과가 나올 수 있도록 추가 연구를 진행할 예정이다.

Acknowledgement

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원 (No.2021-0-00486, ABC-MIMO: 증강 빔 라우팅 기반 차세대 다중 입출력 통신 시스템) 그리고 사단정찰 무인기(RQ-102k)용 통합 대기 자료 센서(IADP) 과제(C230021)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고문헌

[1] S. Dwivedi *et al.*, "Positioning in 5G networks," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 59, no. 11, pp. 38-44, Nov. 2021.

[2] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: Part I," *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, Jun. 2006.

[3] G. P. Huang *et al.*, "Analysis and improvement of the consistency of extended Kalman filter based SLAM," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.,* May. 2008, pp. 473-479.

[4] P. Yang *et al.*, "6G wireless communications: Vision and potential techniques," *IEEE Netw.,* vol. 33, no. 4, pp. 70-75, Jul./Aug. 2019.

[5] V. Fox *et al.*, "Bayesian filtering for location estimation," *IEEE Pervasive Comput.*, vol. 2, no. 3, pp. 24-33, Jul. 2003.