

6G 환경에서 메시지 패싱 기반 협력측위

최은애, 정방철, 고형호, 김효원
충남대학교 전자공학과

e-mail: dmsdo0724@o.cnu.ac.kr, {bcjung, hhko, hyowon.kim}@cnu.ac.kr

6G Cooperative Localization with Message Passing Algorithm

Eunae Choi, Bang Chul Jung, Hyongho Ko, and Hyowon Kim
Department of Electronics Engineering, Chungnam National University

Abstract

In this paper, we present message passing algorithm for cooperative localization, derived in the Bayesian framework. We formulate a full posterior density and factorize the density. We also draw the factor graph, where the message passing algorithm is running. We evaluate the estimation performance via MATLAB simulations, measured by mean absolute errors over message passing iterations and by the root mean square errors over time steps.

I. 서론

6G 이동통신 시스템은 사용자 및 시스템에 높은 측위 성능을 제공할 것이다[1]. 최근 차량 협력 네트워크와 같은 차세대 차량 관련 기술이 각광 받고 있다[2]. 사이드링크 통신(sidelink communications)은 사용자들 사이의 정보 접속을 통해 차량 간 통신을 하는데 있어서 중요하며[3], 이는 협력측위(cooperative localization)를 가능하게 한다. 본 논문은 6G 이동통신 환경에서 차량의 위치를 추정하기 위한 메시지 패싱 기반 협력측위를 소개한다. 결합 사후 확률 밀도(joint posterior density)를 정의하고, 이를 인수분해 한다[4]. 요소 그래프(factor graph)를 활용해 인수를 표현하며, 합-곱 알고리즘(sum-product algorithm)을 통해 요소 그래프에서 메시지를 계산한다[4], [5].

II. 본론

2차원에서 1개의 기지국(BS: base station)과 2대의 차량을 고려한다. 기지국에서 송신한 신호를 차량1이 수신하고, 차량1이 송신한 신호를 차량2가 수신한다. 인접한 2대의 차량은 위치정보 메시지를 송수신한다. 기지국의 위치는 $\mathbf{x}_{BS} = [x_{BS}, y_{BS}]^T$ 이다. 시간 t 에서 n 번째 차량의 상태벡터는 $\mathbf{s}_t^{(n)} = [(\mathbf{x}_t^{(n)})^T, (\mathbf{v}_t^{(n)})^T]^T$, $n=1,2$ 이고, $\mathbf{x}_t^{(n)} = [x_t^{(n)}, y_t^{(n)}]^T$ 와 $\mathbf{v}_t^{(n)} = [v_x^{(n)}, v_y^{(n)}]^T$ 는 각각 차량의 위치 및 속도이며, 단위는 m, m/s이다. 차량의 동적모델은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{s}_t^{(n)} = \mathbf{A} \mathbf{s}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{q}_t, \quad (1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{2 \times 2} & \Delta t \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 2} & \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

Δt 는 시간 간격, $\mathbf{q}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$ 는 프로세스 오차이다. 차량1이 수신한 기지국의 신호처리를 통해 관찰한 측정값은 $\mathbf{z}_t^{(BS \rightarrow 1)}$, 차량2가 수신한 차량1의 신호처리를 통해 관찰한 측정값은 $\mathbf{z}_t^{(1 \rightarrow 2)}$, 차량2가 수신한 차량1의 신호처리를 통해 관찰한 측정값은 $\mathbf{z}_t^{(2 \rightarrow 1)}$ 이다.

$$\mathbf{z}_t^{(BS \rightarrow 1)} = \mathbf{H} \mathbf{s}_t^{(1)} - \mathbf{x}_{BS} + \mathbf{r}_t^{(BS)}, \quad (3)$$

$$\mathbf{z}_t^{(1 \rightarrow 2)} = \mathbf{H}(\mathbf{s}_t^{(2)} - \mathbf{s}_t^{(1)}) + \mathbf{r}_t^{(V)}, \quad (4)$$

$$\mathbf{z}_t^{(2 \rightarrow 1)} = \mathbf{H}(\mathbf{s}_t^{(1)} - \mathbf{s}_t^{(2)}) + \mathbf{r}_t^{(V)}, \quad (5)$$

$$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{2 \times 2} \quad \mathbf{0}_{2 \times 2}], \quad (6)$$

$\mathbf{r}_t^{(BS)}, \mathbf{r}_t^{(V)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ 은 측정오차이다.

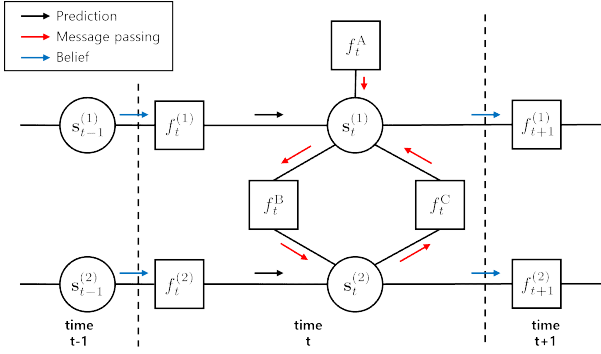


그림 1. 요소 그래프와 메시지 패싱

K 번째 시간까지의 결합 사후 확률 밀도는 $f(\mathbf{s}_{0:K}^{(1)}\mathbf{s}_{0:K}^{(2)}|\mathbf{z}_{1:K})$ 이며, 다음과 같이 인수분해 된다.

$$f(\mathbf{s}_{0:K}^{(1)}\mathbf{s}_{0:K}^{(2)}|\mathbf{z}_{1:K}) \propto f(\mathbf{s}_{0:K}^{(1)})f(\mathbf{s}_{0:K}^{(2)})f(\mathbf{z}_{1:K}^{(BS \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_{0:K}^{(1)}) \times f(\mathbf{z}_{1:K}^{(1 \rightarrow 2)}|\mathbf{s}_{0:K}^{(1)}\mathbf{s}_{0:K}^{(2)})f(\mathbf{z}_{1:K}^{(2 \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_{0:K}^{(1)}\mathbf{s}_{0:K}^{(2)}) \quad (7)$$

$$= f(\mathbf{s}_0^{(1)})f(\mathbf{s}_0^{(2)}) \prod_{t=1}^K \{f(\mathbf{z}_t^{(BS \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)})f(\mathbf{z}_t^{(1 \rightarrow 2)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)}) \times f(\mathbf{z}_t^{(2 \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)})f(\mathbf{s}_t^{(1)}|\mathbf{s}_{t-1}^{(1)})f(\mathbf{s}_t^{(2)}|\mathbf{s}_{t-1}^{(2)})\}, \quad (8)$$

$\mathbf{z} = [(\mathbf{z}^{(BS \rightarrow 1)})^\top, (\mathbf{z}^{(1 \rightarrow 2)})^\top, (\mathbf{z}^{(2 \rightarrow 1)})^\top]^\top$ 이다. 인수분해 된 결합 사후 확률 밀도를 활용하여 생성한 시간의 흐름에 따른 요소 그래프는 그림 1에서 나타내고 있으며, 요소 그래프에서는 편의를 위해 다음과 같은 축약을 사용한다: $f_t^{(n)} \triangleq f(\mathbf{s}_t^{(n)}|\mathbf{s}_{t-1}^{(n)})$, $f_t^A \triangleq f(\mathbf{z}_t^{(BS \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)})$, $f_t^B \triangleq f(\mathbf{z}_t^{(1 \rightarrow 2)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)})$, $f_t^C \triangleq f(\mathbf{z}_t^{(2 \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)})$. 요소 f_t 에서 상태 변수 $\mathbf{s}_t$ 로 전파되는 메시지는 $\mu_{f_t \rightarrow \mathbf{s}_t}(\mathbf{s}_t)$ 와 같이 표기한다. 초깃값 $f(\mathbf{s}_0^{(1)})$ 와 $f(\mathbf{s}_0^{(2)})$ 는 주어진다고 가정한다. 두 차량에 대하여, 시간 $t-1$ 로부터 전파된 메시지 $\mu_{\mathbf{s}_{t-1}^{(1)} \rightarrow f_t^{(1)}}(\mathbf{s}_{t-1}^{(1)})$, $\mu_{\mathbf{s}_{t-1}^{(2)} \rightarrow f_t^{(2)}}(\mathbf{s}_{t-1}^{(2)})$ 는 다음과 같이 예측 과정(prediction step)을 거치게 된다.

$$\mu_{f_t^{(1)} \rightarrow \mathbf{s}_t^{(1)}}(\mathbf{s}_t^{(1)}) \propto \int f(\mathbf{s}_t^{(1)}|\mathbf{s}_{t-1}^{(1)})\mu_{\mathbf{s}_{t-1}^{(1)} \rightarrow f_t^{(1)}}(\mathbf{s}_{t-1}^{(1)})d\mathbf{s}_{t-1}^{(1)}, \quad (9)$$

$$\mu_{f_t^{(2)} \rightarrow \mathbf{s}_t^{(2)}}(\mathbf{s}_t^{(2)}) \propto \int f(\mathbf{s}_t^{(2)}|\mathbf{s}_{t-1}^{(2)})\mu_{\mathbf{s}_{t-1}^{(2)} \rightarrow f_t^{(2)}}(\mathbf{s}_{t-1}^{(2)})d\mathbf{s}_{t-1}^{(2)}, \quad (10)$$

예측된 메시지는 L 번의 반복을 통해 메시지 패싱을 수행함으로써 갱신 과정(correction step)을 거치게 된다. 메시지 패싱의 반복이 진행될 때마다 합-곱 알고리즘을 통해 새로운 belief가 생성된다. 시간 t 에서 l 번째 반복을 통해 생성된 belief는 다음과 같다.

$$b_{\mathbf{s}_t^{(1)}}^{(l)}(\mathbf{s}_t^{(1)}) \propto \mu_{f_t^{(1)} \rightarrow \mathbf{s}_t^{(1)}}(\mathbf{s}_t^{(1)})\mu_{f_t^A \rightarrow \mathbf{s}_t^{(1)}}(\mathbf{s}_t^{(1)})\mu_{f_t^B \rightarrow \mathbf{s}_t^{(1)}}(\mathbf{s}_t^{(1)}) \quad (11)$$

$$= f(\mathbf{s}_t^{(1)}|\mathbf{z}_{1:t-1}^{(1)})f(\mathbf{z}_t^{(BS \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)}) \times \int f(\mathbf{z}_t^{(2 \rightarrow 1)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)})b_{\mathbf{s}_t^{(2)}}^{(l-1)}(\mathbf{s}_t^{(2)})d\mathbf{s}_t^{(2)}, \quad (12)$$

$$b_{\mathbf{s}_t^{(2)}}^{(l)}(\mathbf{s}_t^{(2)}) \propto \mu_{f_t^{(2)} \rightarrow \mathbf{s}_t^{(2)}}(\mathbf{s}_t^{(2)})\mu_{f_t^C \rightarrow \mathbf{s}_t^{(2)}}(\mathbf{s}_t^{(2)}) \quad (13)$$

$$= f(\mathbf{s}_t^{(2)}|\mathbf{z}_{1:t-1}^{(2)}) \int f(\mathbf{z}_t^{(1 \rightarrow 2)}|\mathbf{s}_t^{(1)}\mathbf{s}_t^{(2)})b_{\mathbf{s}_t^{(1)}}^{(l-1)}(\mathbf{s}_t^{(1)})d\mathbf{s}_t^{(1)}. \quad (14)$$

$\mu_{f_t \rightarrow \mathbf{s}_t}^{(l)}(\mathbf{s}_t)$ 는 l 번 반복된 메시지를 나타낸다. 최종 반복을 통해 생성된 $b_{\mathbf{s}_t^{(1)}}^{(L)}(\mathbf{s}_t^{(1)})$ 와 $b_{\mathbf{s}_t^{(2)}}^{(L)}(\mathbf{s}_t^{(2)})$ 는 시간 $t+1$ 로 전파된다.

$$\mu_{\mathbf{s}_t^{(1)} \rightarrow f_{t+1}^{(1)}}(\mathbf{s}_t^{(1)}) = b_{\mathbf{s}_t^{(1)}}^{(L)}(\mathbf{s}_t^{(1)}), \quad (15)$$

$$\mu_{\mathbf{s}_t^{(2)} \rightarrow f_{t+1}^{(2)}}(\mathbf{s}_t^{(2)}) = b_{\mathbf{s}_t^{(2)}}^{(L)}(\mathbf{s}_t^{(2)}). \quad (16)$$

III. 성능평가

2대의 차량 모두 등속도 운동을 하고 있으며, 차량의 동적모델과 측정모델의 오차 공분산은 다음과 같다.

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{q_1 \Delta t^3}{3} & 0 & \frac{q_1 \Delta t^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{q_2 \Delta t^3}{3} & 0 & \frac{q_2 \Delta t^2}{2} \\ \frac{q_1 \Delta t^2}{2} & 0 & q_1 \Delta t & 0 \\ 0 & \frac{q_2 \Delta t^2}{2} & 0 & q_2 \Delta t \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = r^2 \mathbf{I}_{2 \times 2}, \quad (17)$$

$q_1 = 1\text{m}^2/\text{s}^3$, $q_2 = 0.7\text{m}^2/\text{s}^3$, $r = 1\text{m}$ 이다.

시뮬레이션은 시간 간격 $\Delta t = 0.5\text{s}$, $K = 50$ 번의 과정을 거쳐 수행하였고, 메시지 패싱은 시간 간격마다 $L = 10$ 번의 반복을 수행했다. 차량의 초기 상태는 $\mathbf{s}_0^{(1)} = [1, 3, 6, 1]^\top$, $\mathbf{s}_0^{(2)} = [4, 2, 5, 2]^\top$ 이고, 기지국의 위치는 $\mathbf{x}_{BS} = [0, 0]^\top \text{m}$ 이다. 시뮬레이션에서 시간 t 에 대한 예측 단계(수식 (9), (10))와 갱신 단계(수식 (12), (14))는 칼만 필터(Kalman filter)를 이용해서 구현한다.

협력측위 성능은 100회의 몬테카를로(Monte Carlo) 시뮬레이션 샘플을 평균한 결과이다. 차량의 위치를 추정한 시뮬레이션 결과는 그림 2에서 보여주고 있다.

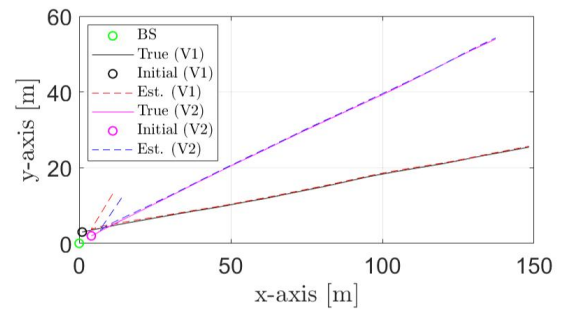


그림 2. 차량 위치 추정 시뮬레이션

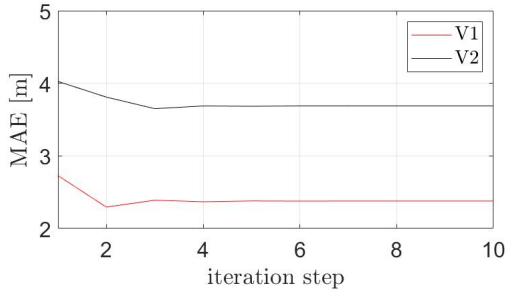


그림 3. 차량 위치에 대한 평균오차

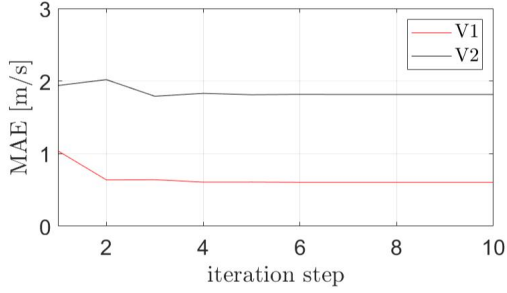


그림 4. 차량 속도에 대한 평균오차

특정 시간에서의 메시지 패싱 반복에 대한 결과는 평균오차(MAE: mean absolute error), 차량의 상태 추정 시뮬레이션의 성능은 평균 제곱근 오차(RMSE: root mean square error)를 통해 평가한다. 그림 3, 4는 $t=22$ 일 때, 메시지 패싱의 반복에 따른 차량의 위치와 속도에 대한 평균오차를 구한 결과이다. 첫 번째 반복에서는 평균오차가 약 2.7m, 4.0m, 1.0m/s, 1.9m/s으로 비교적 높은 값을 띄고 있으나, 반복이 진행될수록 오차가 점차 줄어들며 약 2.4m, 3.7m, 0.6m/s, 1.8m/s로 수렴하게 되는 것을 확인하였다.

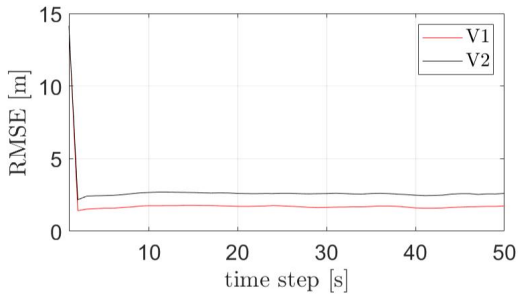


그림 5. 차량 위치에 대한 평균 제곱근 오차

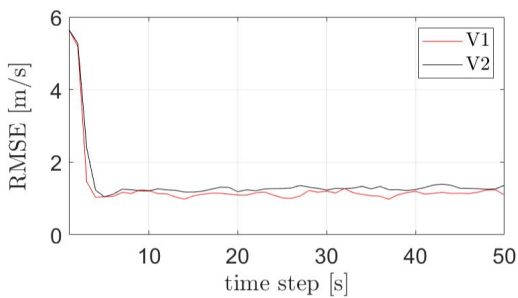


그림 6. 차량 속도에 대한 평균 제곱근 오차

그림 5, 6은 시간 단계에 대하여 평균 제곱근 오차를 구한 결과이다. 첫 번째 시간에 대해서는 두 차량 모두 14.1m, 5.7m/s의 오차를 띄고 있으며, 시간이 지남에 따라 약 1.6m, 2.6m, 1.0m/s, 1.3m/s의 값으로 줄어들었음을 확인하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 메시지 패싱 기반 협력추위 결과를 소개하고, 메시지 패싱 반복 및 시간에 따른 성능을 평가하였다. 메시지 패싱을 반복해 줌으로써 오차가 수렴하게 되며, 이를 통해 전달받은 메시지를 주변화시켜주는 것과 유사한 효과를 낼 수 있는 최적의 근사화가 되었음을 확인하였다. 또한 위치 뿐만 아니라 속도의 추정도 가능함을 확인하였다.

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] C. De Lima *et al.*, "Convergent communication, sensing and localization in 6G systems: An overview of technologies, opportunities and challenges," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 26902-26925, Jan. 2021.
- [2] J. Wang, J. Liu, and N. Kato, "Networking and communications in autonomous driving: A survey," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 21, no. 2, pp. 1243-1274, 2nd Quart., 2019.
- [3] R. Shrivastava, S. Hegde, and O. Blume, "Sidelink evolution toward 5G-A/6G future considerations for standardization of group communications," *IEEE Commun. Stand. Mag.*, vol. 7, no. 1, pp. 24-30, Mar. 2023.
- [4] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. Win, "Cooperative localization in wireless networks," *in Proc. IEEE*, vol. 97, no. 2, pp. 427-450, Feb. 2009.
- [5] F. R. Kschischang, B. J. Frey, and H.-A. Loeliger, "Factor graphs and the sum-product algorithm," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 2, pp. 498-519, Feb. 2001.