

비가시선 채널 환경 밀리미터파 무선통신 기반 차량 협력 측위 기법

최승일, 이상현*
고려대학교

sungchoi@korea.ac.kr, *sanghyunlee@korea.ac.kr

A millimeter-wave based cooperative localization of vehicles under non-line-of-sight channel environment

Choi Sung Il, Lee Sang Hyun*
Korea Univ.

요 약

본 연구에서는 NLoS 환경의 사각지대 차량을 감지하는 측위 문제를 해결하기 위해 밀리미터파 무선통신 기반 협력 측위 알고리즘을 개발하였다. 반사된 밀리미터파를 이용해 측정된 AoA, AoD, TDoA 를 파라미터로 포함하고 반사 후 전파 거리를 변수로 갖는 연립방정식을 도출하였다. 주어진 방정식을 분산적으로 풀기 위해 메시지 전달 기법 중 하나인 ADMM 방식을 이용해 시간 복잡도가 낮은 분산 알고리즘을 유도하였고, 이에 덧붙여 황금 분할 탐색법을 적용하여 사각지대 차량의 진행 방향의 수렴성을 개선한 협력 측위 알고리즘을 개발하였다. 해당 알고리즘에 대한 시뮬레이션을 통해 적은 복잡도로 빠르게 수렴함을 확인하였다.

I. 서 론

NLoS(비가시선, non-line-of-sight) 환경의 사각지대 차량 위치 파악은 자율 주행, 사고 회피 프로세스 등 다양한 분야에서 필요한 기술이다. 현재는 GPS, RADAR, LIDAR 방식을 이용해 주변의 차량을 인식하지만 RADAR, LIDAR 방식은 NLoS 상황의 차량 위치 확인에 적합하지 않고, GPS 방식은 지연시간이 길다. 본 연구에서는 GPS 와 RADAR 방식의 단점을 극복한 밀리미터파 기반 협력 측위 알고리즘을 소개한다.

II. 시스템 모델

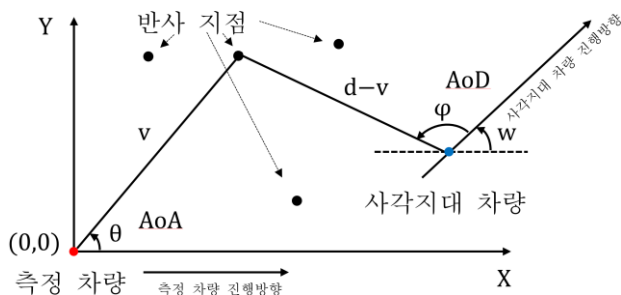


그림 1 파라미터의 정의와 전파 경로

사각지대 차량이 AoD(ϕ , angle-of-departure) 정보를 담은 밀리미터파를 전방위로 송신하면 측정 차량이 한번 반사된 밀리미터파를 수신한다. 측정 차량은 다중 경로로 한번 반사된 밀리미터파의 AoA(θ , angle-of-arrival)와 시간차를 통해 TDoA(ρ , time-difference-of-arrival)를 측정하고, AoD(ϕ)는 밀리미터파의 복조를 통해 얻는다. AoD(ϕ), AoA(θ), TDoA(ρ)가 측정값이며, 이를 통해 반사 후 전파 거리(v), 사각지대 차량의 진행 방향(w), 첫 번째 전파 거리(d_1)를 구하면 삼각함수를 통해 사각지대 차량의 x, y 좌표를 알 수 있다.[1]

III. 알고리즘

[1]에 의하면 측정된 파라미터로 사각지대 차량의 x, y 좌표를 나타내면 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned} x &= v_n \cos(\theta_n) - (d_n - v_n) \cos(\phi_n + w) \\ &= v_1 \cos(\theta_1) - (d_1 - v_1) \cos(\phi_1 + w), \\ y &= v_n \sin(\theta_n) - (d_n - v_n) \sin(\phi_n + w) \\ &= v_1 \sin(\theta_1) - (d_1 - v_1) \sin(\phi_1 + w). \end{aligned}$$

n 번째 반사의 x, y 좌표와 첫 번째 반사의 x, y 좌표가 서로 같음을 이용해 연립방정식을 만들면 아래와 같다. $N \geq 4$ 이면 방정식이 변수보다 많아 측위 가능하다.

$$\mathbf{z}^* = \operatorname{argmin} \|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})\|^2, \quad \mathbf{z} = (v, d_1)^T, \quad \mathbf{v} = v_1, v_2, \dots, v_N,$$

$$\mathbf{A}(\mathbf{w}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{(\cos)}(\mathbf{w}) \\ \mathbf{A}^{(\sin)}(\mathbf{w}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}(\mathbf{w}) = \begin{bmatrix} \mathbf{B}^{(\cos)}(\mathbf{w}) \\ \mathbf{B}^{(\sin)}(\mathbf{w}) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}^{(\cos)}(\mathbf{w}) = \begin{bmatrix} a_1^{(\cos)} & -a_2^{(\cos)} & 0 & \dots & 0 & a_{1,2}^{(\cos)} \\ a_1^{(\cos)} & 0 & -a_3^{(\cos)} & \dots & 0 & a_{1,3}^{(\cos)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_1^{(\cos)} & 0 & 0 & \dots & -a_N^{(\cos)} & a_{1,N}^{(\cos)} \end{bmatrix}.$$

행렬 $\mathbf{A}(\mathbf{w})$ 의 성분은 $a_n^{(\cos)} = \cos(\theta_n) + \cos(\phi_n + w)$, $a_{1,n}^{(\cos)} = \cos(\phi_n + w) - \cos(\phi_1 + w)$ 이고 행렬 $\mathbf{B}(\mathbf{w})$ 일부는 $\mathbf{B}^{(\cos)}(\mathbf{w}) = (b_2^{(\cos)}, b_3^{(\cos)}, \dots, b_N^{(\cos)})^T$, $b_n^{(\cos)} = c\rho_n \cos(\phi_n + w)$ 이다. 모든 성분은 측정값인 AoA(θ), AoD(ϕ), TDoA(ρ)로 구할 수 있다. $\mathbf{A}^{(\cos)}(\mathbf{w})$, $\mathbf{B}^{(\cos)}(\mathbf{w})$ 의 모든 \cos 함수를 \sin 함수로 바꾸면 $\mathbf{A}^{(\sin)}(\mathbf{w})$, $\mathbf{B}^{(\sin)}(\mathbf{w})$ 가 된다.

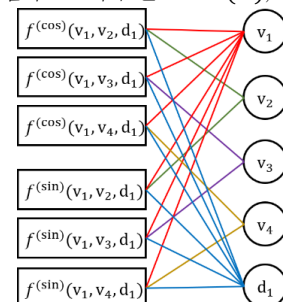


그림 2. $N=4$ 일 경우 함수와 변수의 관계[2]

$|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})|^2$ 의 최솟값을 구하기 위해 각 열을 분산적으로 그림 2 와 같이 factor graph 를 구성하였고, 이 그래프에 대해, ADMM(alternating direction method of multipliers)[3] 기법을 적용하여 아래 식과 같은 분산 알고리즘을 유도했다.

$$\begin{aligned} \mathbf{m}^{t+1} &= \mathbf{l}^t - \mathbf{u}^t + \frac{\alpha}{D}(-a_1\rho_{a_1} + a_n\rho_{a_n} - a_{1,n}\rho_{a_{1,n}} + b_n), \\ \mathbf{u}^{t+1} &= \mathbf{u}^t + \mathbf{m}^{t+1} - \mathbf{l}^t, \\ \mathbf{l}^{t+1} &= \text{mean}(\mathbf{m}^{t+1} + \mathbf{u}^{t+1}). \end{aligned}$$

\mathbf{m} 은 $f^0(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_n, \mathbf{d}_1)$ 의 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_n, \mathbf{d}_1$ 이며 반복을 통해 함수를 최소로 하는 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_n, \mathbf{d}_1$ 을 구한다. \mathbf{l} 은 예를 들어 모든 함수에 \mathbf{d}_1 이 중복으로 포함되므로 각 함수 $\mathbf{d}_1 + \mathbf{u}$ 의 평균값을 \mathbf{m} 에 피드백해 \mathbf{d}_1 을 하나로 결정한다. 세 개의 식을 하나의 식으로 정리하면 다음과 같다. \mathbf{z} 는 \mathbf{z} 의 성분이다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^{t+1} &= \text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta}) - \bar{\boldsymbol{\beta}}, \\ \bar{\boldsymbol{\beta}} &= \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^+, \quad \boldsymbol{\beta}^+ = \frac{\alpha}{D}(-a_1\rho_{a_1} + a_n\rho_{a_n} - a_{1,n}\rho_{a_{1,n}} + b_n), \\ \rho_m &= (\text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta}) - \boldsymbol{\beta})^* (\text{직전 반복에서 구한 값})^*, \\ D &= a_1^2 + a_n^2 + a_{1,n}^2 + k/2. \end{aligned}$$

\mathbf{z} 가 \mathbf{v}_1 일 경우 $\mathbf{a} = \mathbf{a}_1$ 이고 $\text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta})$ 는 모든 행에서 구해진 $\mathbf{v}_1 + \boldsymbol{\beta}$ 의 평균값이다. \mathbf{z} 가 \mathbf{v}_n 일 경우 $\mathbf{a} = -\mathbf{a}_n$ 이고 $\text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta})$ 는 \mathbf{a}_n 를 변수로 갖는 두 개의 행의 $\mathbf{a}_n + \boldsymbol{\beta}$ 평균값이다. \mathbf{z} 가 \mathbf{d}_1 일 경우 $\mathbf{a} = \mathbf{a}_{1,n}$ 이고 $\text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta})$ 는 모든 행에서 구해진 $\mathbf{d}_1 + \boldsymbol{\beta}$ 의 평균값이다.

\mathbf{w} 에 대해 $|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})|^2$ 은 최솟값이 0 인 아래로 볼록 함수이므로 황금분할탐색법[4]으로 \mathbf{w} 의 모든 값을 찾지 않고 효율적으로 최솟값을 구할 수 있다.

전체 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

Algorithm 1: Cooperative localization of vehicles

MSE(w) is repetition function that calculates the smallest mean square error.

Set: \mathbf{w} is input, $\boldsymbol{\beta}$ is zero set, \mathbf{z} is non-zero set.

1: Calculates $\boldsymbol{\beta}^*$ and $\bar{\boldsymbol{\beta}}$, $\mathbf{z}^{t+1} = \text{mean}(\mathbf{z}^t + \boldsymbol{\beta}) - \bar{\boldsymbol{\beta}}$.

2: Replaces old $\boldsymbol{\beta}$ with $\boldsymbol{\beta}^*$.

3: Repeat 1, 2 until difference between new $|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})|^2$ and old $|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})|^2$ converges within tolerance.

4: Output of **MSE(w)** is $|\mathbf{A}(\mathbf{w})\mathbf{z} - \mathbf{B}(\mathbf{w})|^2$.

Set: $L = 0, U = 360, gr = \frac{\sqrt{5}+1}{2}$,

5: If **MSE**($U + (U-L)/gr$) smaller than **MSE**($U - (U-L)/gr$),

6: then replaces U with $U + (U-L)/gr$.

7: Otherwise, replaces L with $U - (U-L)/gr$.

8: Repeat 5-7 until $U-L$ converges within tolerance.

9: x, y coordinates are derived by \mathbf{z} , and \mathbf{w} is $(L+U)/2$.

IV. 시뮬레이션 결과

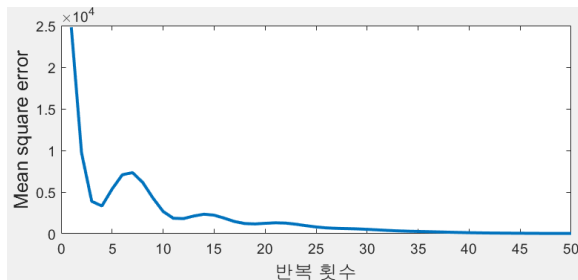


그림 3. ADMM 반복 횟수에 따른 평균 제곱 오차

그림 3, 4 는 $N = 6$ 일 때의 시뮬레이션으로 적은 수의 반사된 밀리미터파를 이용해 정확히 측위 한다.

그림 3 을 보면 반복할수록 평균 제곱 오차(MSE)는 감소 진동하면서 수렴하며 큰 오차($> 10^4$)로부터 빠르게 수렴한다. 그림 3 의 \mathbf{z} 의 초기값은 참값과 차이가 큰 모든 성분이 1 인 행렬임에도 불구하고 수렴을 하며 초기값을 좀 더 합리적으로 선택하면 더 빠르게 수렴할 것이다.

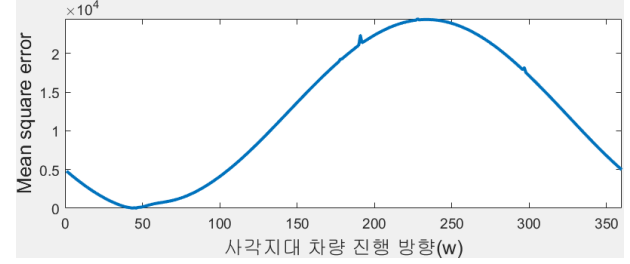


그림 4. 사각지대 차량 진행방향에 따른 평균 제곱 오차

그림 4 를 보면 사각지대 차량 진행 방향(\mathbf{w})에 대해 평균 제곱 오차는 아래로 볼록 함수이므로 황금분할법을 이용해 최솟값을 구할 수 있다. 분할을 16 번 반복하면 오차가 0.1° 이하이다. 45° 일 때 평균 제곱 오차가 0 이므로 그림 4 의 사각지대 차량 진행 방향은 45° 이다.

V. 결론

본 연구는 NLoS 환경의 사각지대 차량의 위치와 이동방향을 V2V 밀리미터파 통신과 협력 알고리즘으로 구했다. 반사된 전파의 다중 경로를 연립 방정식으로 표현하고 ADMM 기반 변형 알고리즘을 통해 연립 방정식을 풀었으며 황금 분할 탐색법을 통해 사각지대 차량의 이동방향을 효율적으로 계산했다. 본 알고리즘은 사칙연산의 분산 계산만으로 빠른 수렴 속도의 비가시선 측위를 실현할 수 있으므로 실제 자동차의 V2X 서비스에 사용될 수 있음을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2016 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임.(2016-0-00208, 차세대 5G V2V 서비스 실현을 위한 정밀 측위 탐색 연계 고효율 다중안테나 정보전송 및 네트워크 기술 연구)

참 고 문 헌

- [1] K. H. et al., "Hidden vehicle sensing via asynchronous v2v transmission: A multi-path-geometry," vol. 7, pp. 169399-169416, 2019.
- [2] F. K. et al., "Factor graphs and the sum-product algorithm," vol. 47, pp. 169399-169416, IEEE Transactions on Information Theory, Feb. 2001.
- [3] S. B. et al., "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers," pp. 1-122, Foundations and Trends in Machine learning, 2011.
- [4] S. C. Chapra and R. Canale, Numerical Methods for Engineers. The address: McGraw Hill, 7 ed., 2016.