

렌즈안테나에서의 도래각 추정을 위한 머신러닝 기반의 저복잡도 시스템

송민우, 박홍석, 김동구
연세대학교

{mw.song, phs0127, dkkim}@yonsei.ac.kr

Low complexity Angle of Arrival Estimation for Lens Antenna MIMO based on Machine Learning

Min-Woo Song, Hongseok Park, Dong-Gu Kim
Yonsei University

요 약

본 논문은 V2X(Vehicle-to-Everything) 환경에서 저복잡도의 렌즈 MIMO (Multiple input multiple output) 송수신 빔 포밍 구현을 위한 도래각 추정 성능 향상을 위해 머신러닝 기반의 시스템을 제안한다. 차량용 렌즈 MIMO에서는 적은 수의 안테나를 사용하여 렌즈 안테나를 구성한다. 이 경우 기존의 방식인 수신 빔 패턴을 통하여 도래각을 추정하는 시스템의 한계를 머신러닝을 통해 보완하는 알고리즘을 만들 수 있으며 그 성능을 확인하였다.

I. 서 론

본 논문에서는 도래각 추정을 위해 등간격 배열 안테나와 비교하여 보다 정확한 도래각 추정이 가능한 렌즈 안테나를 사용하여 수신 시스템을 구성한다. 렌즈 안테나는 안테나배열 앞에 수신 신호를 모아주는 렌즈를 추가하여 여러 방향으로 퍼지는 신호를 하나의 안테나에 모아주는 역할을 한다. 이때 모이는 신호가 도달하는 위치에 따라 안테나에서 수신하는 에너지가 달라진다. 이 에너지는 안테나 배열에서의 위치에 따라 비선형적으로 변하고 기존의 correlator로는 이 비선형적 변화를 정확하게 반영하여 도래각을 추정하기 어렵다. 따라서 비선형적 변화를 보완하기 위해 머신러닝을 적용하였고 correlator와 비교하여 그 성능을 확인하였다.

II. 시스템 모델

이상적인 렌즈안테나 시스템에서의 수신 신호는 등간격 배열 안테나의 수신신호에 이산 푸리에 변환 행렬이 곱해진 형태로 근사 할 수 있다.

$$\mathbf{v} = \mathbf{U}\mathbf{h} \quad (1)$$

수식(1)은 $N \times 1$ 의 렌즈안테나의 수신신호를 의미한다. 안테나 개수(N)에 의해 정의되는 $N \times N$ 의 크기를 갖는 이산 푸리에 변환 행렬(\mathbf{U})과 조향 벡터(Steering Vector, \mathbf{h})의 곱의 형태로 표현한다.

$$h_i = \frac{\beta}{\sqrt{N}} \exp\left(-j2\pi i \frac{d}{\lambda} \sin\phi\right) \quad (2)$$

수식(2)는 조향벡터로서 채널 이득(β), 안테나 간격(d), 파장(λ), 도래각(ϕ)로 이루어져 있다.

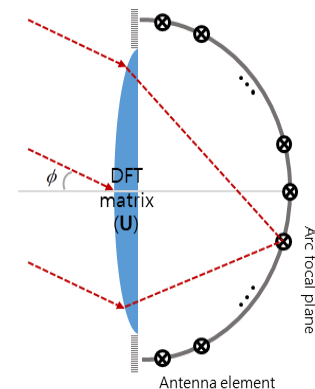


그림 1. 이상적인 렌즈안테나 구조

그림 1과 같은 이상적인 렌즈안테나 구조에서 수신 빔은 렌즈에 의해 안테나배열의 한 지점에서 초점을 가진다. 이 초점은 신호의 도래각에 의해 위치가 변할 수 있으며 초점이 맺히는 위치를 통해 도래각을 추정할 수 있다. 이때 등간격 안테나에서는 위치의 변화에 따른 안테나들에 맺히는 빔 패턴이 일정하기 때문에 이를 통해 안테나와 초점 사이의 거리를 추정할 수 있으며, 수신 신호가 가장 큰 안테나가 가지는 각도와 안테나와 초점 사이의 거리를 통해 몇 개의 안테나만을 가지고 정확한 도래각을 추정할 수 있다.

III. 뉴럴 네트워크 구조 및 도래각 추정 기법

본 논문에서는 Full-connected 뉴럴 네트워크(Neural

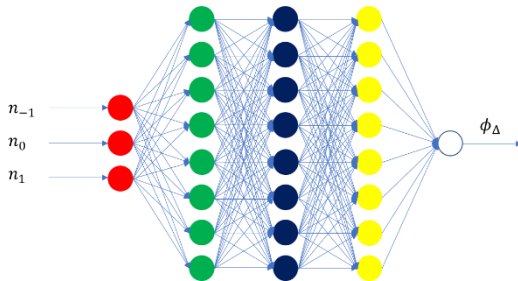


그림 2. 제안하는 머신러닝 네트워크 구조

Network, NN) 기반의 지도학습 (Supervised Learning) 기법을 활용하여 가장 큰 수신신호가 맺히는 안테나와 양 옆의 안테나 총 3 개(n_{-1} , n_0 , n_1)의 수신신호를 입력값으로 사용하고 n_0 와 초점 사이의 각도를 출력값으로 학습하는 네트워크를 구성한다.

IV. 모의실험 결과

본 논문에서는 모의실험으로 제안된 위 알고리즘과 최대안테나 선택기법, correlator의 성능을 도래각에 따른 MSE (Mean squared error)로 비교한다. Correlator는 잡음이 존재하지 않는 이상적인 환경에서의 수신신호를 SNR 5dB를 가지는 환경에서의 수신신호와 상관관계를 비교하여 도래각을 추정한다.

최대안테나 선택기법은 최대 에너지를 수신하는 안테나의 각도를 도래각으로 추정하는 기법으로 초점이 안테나에서 멀어질수록 부정확해지는 특징을 보인다.

모의실험은 SNR 5dB의 환경에서 렌즈안테나를 사용하여 도래각을 추정하였다. 그림 (3)을 통해 안테나의 개수가 줄어들수록 낮은 성능을 보임을 확인할 수 있다. 안테나의 개수가 19개 일 때, correlator가 가장 큰 성능을 보임을 알 수 있으며, 안테나와 초점 사이의 거리가 멀어질수록 머신러닝과 최대안테나 선택기법의 정확도가 매우 감소함을 알 수 있다. 안테나의 개수가 15일 때, 머신러닝이 다소 추정 성능이 correlator보다 좋아지는 부분이 있음을 확인할 수 있으며 correlator와 머신러닝 시스템을 조합하여 더 안정적인 성능을 가지는 시스템을 만들 수 있음을 나타낸다. 수신 안테나의 개수가 11개일 경우, 머신러닝이 다른 알고리즘보다 더 좋은 성능을 가지는 것을 볼 수 있으며 안테나가 적은 시스템일수록 머신러닝이 유리한 것을 나타낸다.

V. 결론

본 논문에서는 correlator의 한계를 낮은 복잡도를 가지는 머신러닝으로 보완할 수 있다는 결과를 확인했다. 따라서 correlator의 성능이 미치지 않는 환경에서 머신러닝을 사용하고 correlator와 머신러닝을 서로 조합하여 고정밀 측위정확도를 요구하는 차세대 차량 통신기술로 사용할 수 있음을 제안한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임. (2020-11-1948, 차세대 5G V2X 서비스 실현을 위한 정밀 측위탐색 연계 고효율 다중안테나 정보전송 및 네트워크 기술 연구)

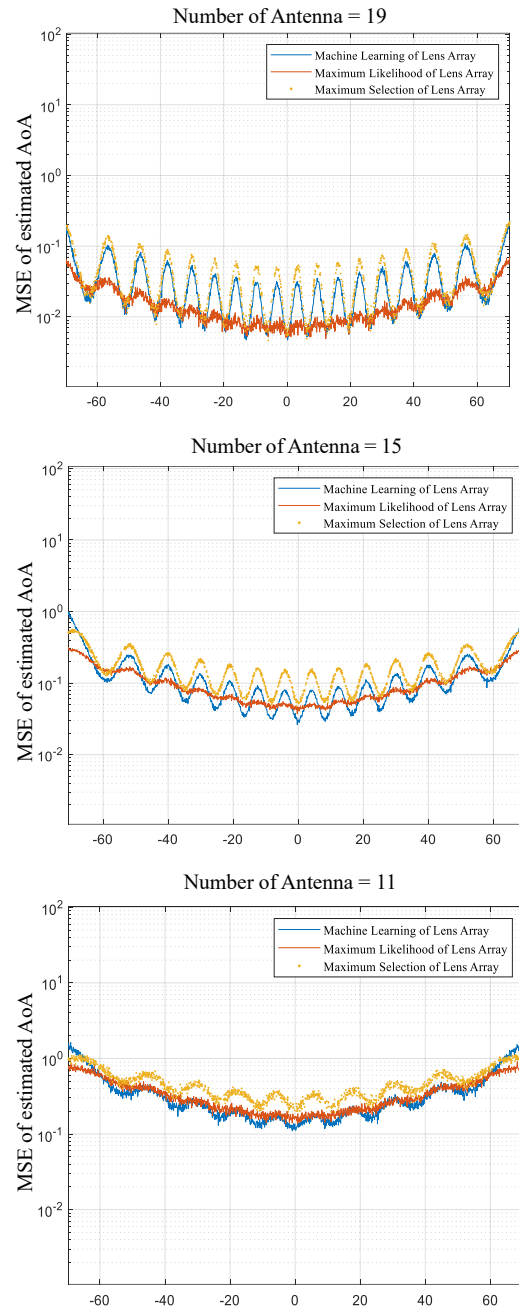


그림 3. 안테나 개수에 따른 MSE 변화

참 고 문 헌

- [1] R. Cao, B. Liu, F. Gao and X. Zhang, "A Low Complex One Snapshot DOA Estimation Algorithm with Massive ULA," in IEEE Communications Letters, vol. 21, no. 5, pp. 1071–1074, May 2017, doi: 10.1109/LCOMM.2017.2652442..
- [2] T. Xie, L. Dai, X. Gao, H. Yao and X. Wang, "On the Power Leakage Problem in BeamSpace MIMO Systems with Lens Antenna Array," 2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference (VTC Fall), Toronto, ON, 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/VTCFall.2017.8288032.