

CNN Classification 기반 다중 도래각 추정 알고리즘

조재환*, 박현우**, 김한빛**, 김선우**

*한양대학교 수학과, **한양대학교 융합전자공학과

{inter16, stark95, dante0813, remero}@hanyang.ac.kr

CNN Classification-based Multiple Direction-of-Arrival Estimation

Jaehwan Cho*, Hyunwoo Park**, Hanvit Kim**, and Sunwoo Kim**

*Department of Mathematics, Hanyang University,

**Department of Electronic Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 CNN (convolution neural network) classification 기반 다중 도래각 추정 알고리즘을 제안한다. CNN-MUSIC (multiple signal classification) 알고리즘은 높은 계산 속도를 갖고, 낮은 SNR (signal to noise ratio)에 대하여 높은 정확도를 보이나 많은 양의 학습 데이터를 필요로 한다. 제안하는 알고리즘은 MUSIC의 피크값 탐지에 의존하지 않는 classification 기반 도래각 예측을 통하여 CNN-MUSIC 알고리즘 대비 적은 데이터로 정확한 다중 도래각 추정이 가능하다. 신호원이 없는 경우를 나타내기 위하여 본 논문에서는 출력인자 empty를 도입한다. 시뮬레이션을 통하여 동일한 SNR 환경에서 두 알고리즘의 성능을 비교 분석한다.

I. 서론

방향 탐지는 배열 신호처리를 이용한 기술이며 레이더, 무선 통신 등 수많은 응용분야에서 중요한 역할을 하고 있다 [1]. 최근 MUSIC (multiple signal classification), ESPRIT (estimation of signal parameters via rotational invariance techniques) 등의 모델 기반 방향 탐지 기법의 대안으로 데이터 또는 학습 기반 방향 탐지 기법이 주목을 받고 있다 [2]. 그 중 CNN-MUSIC (convolution neural network-multiple signal classification) 기반 다중 도래각 추정 알고리즘은 모델 기반 방향 탐지 기법들보다 낮은 SNR (signal to noise ratio)에서 향상된 성능과 빠른 연산 속도를 보였다 [3]. 그러나 CNN-MUSIC 기반 알고리즘은 많은 양의 학습 데이터를 필요로 한다. 본 논문에서는 MUSIC의 피크값 탐지에 의존하지 않는 classification 기반 도래각 예측 알고리즘을 제안하며, CNN-MUSIC 기반 알고리즘과의 성능을 비교 분석한다.

II. CNN classification 기반 다중 신호 분류 알고리즘

M 개의 원소를 가지는 ULA (uniform linear array) 안테나가 far-field narrowband 조건을 만족하는 신호원으로부터 신호를 수신할 때, 신호 세기와 잡음을 포함한 수신 신호 모델은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S} + \mathbf{N} \in \mathbb{C}^{M \times T}, \quad (1)$$

$\mathbf{A}(\theta)$ 는 도래각에 따른 steering vector들로 구성된 조향행렬, $\mathbf{S}$ 는 수신되는 신호의 복소 포락선 성분으로 이루어진 신호행렬, $\mathbf{N}$ 은 정규 분포를 따르는 노이즈 행렬, T 는 스냅샷의 개수이다. ULA 안테나 원소 간의 간격 d 가 수신 신호의 반파장($\lambda/2$) 일 때, steering vector $\mathbf{a}(\theta) \in \mathbb{C}^M$ 은 다음과 같다.

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{-j\pi \sin \theta}, \dots, e^{-j\pi (M-1) \sin \theta}]^T. \quad (2)$$

공분산 행렬 $\mathbf{R}_Y$ 를 수신 신호 모델을 이용하여 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\mathbf{R}_Y \approx \frac{\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H}{T} \in \mathbb{C}^{M \times M}, \quad (3)$$

여기서 $(\cdot)^H$ 은 에르미트 전치 (Hermitian conjugate)를 의미한다.

CNN은 심층 학습 구조 중 하나로 input의 가치치 공유를 통해 국소 영역에서의 연관성을 찾는다. 제안하는 알고리즘에서 input $\mathbf{X}$ 는 총 2종류로 나뉘며 그 값은 다음과 같다.

$$\mathbf{X}_{:, :, 1}^{(j)} = \text{Re}(\mathbf{R}_Y) \in \mathbb{C}^{M \times M}, j=1, \dots, J, \quad (4)$$

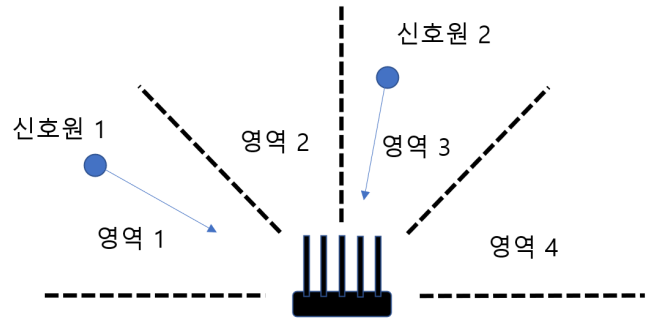


그림 1. 신호원(D)이 2개일 때 4등분한 도래각 추정 가능 영역(P)

$$\mathbf{X}_{:, :, 2}^{(j)} = \text{Im}(\mathbf{R}_Y) \in \mathbb{C}^{M \times M}, j=1, \dots, J, \quad (5)$$

여기서 J 는 데이터 개수이다.

효율적인 학습을 위하여 도래각 추정 가능 영역을 그림 1과 같이 P 개 영역으로 등분하고 각 영역은 서로 독립적인 CNN으로 학습한다. 각 영역에서는 신호원이 존재하지 않거나 한 개 존재한다. 해당 영역에 신호원이 존재할 때, 전체 영역에서 검출 가능한 도래각 경우의 수를 Q 라 하면 영역 1개 내부에서 검출 가능한 도래각 경우의 수 $G = Q/P$ 이다. 영역 내부에 신호원이 존재하지 않을 경우, 해당 경우의 output을 empty로 설정한다. 한 영역에서 CNN이 가질 수 있는 output $\mathbf{z}$ 의 경우의 수는 총 $G+1$ 개이고, 식은 다음과 같다.

$$z_{p,j} \in \{\theta_{p,1}, \theta_{p,2}, \dots, \theta_{p,G}, \text{empty}\}, p=1, \dots, P. \quad (6)$$

각 CNN은 모두 동일한 구조를 가진다. CNN은 총 17개의 층으로 이루어져 있으며 함수 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$\sum(\mathbf{X}) = f_{17}(f_{16}(\dots f_1(\mathbf{X}) \dots)), \quad (7)$$

여기서 $f_{14}(\cdot)$ 는 다음과 같은 내적으로 이루어져있는 완전 연결 계층(fully connected layer, FC)이다.

$$\hat{\mathbf{y}}_{fc} = \langle \mathbf{W}_{fc}, \hat{\mathbf{x}}_{fc} \rangle + \mathbf{b}_{fc}, \quad (8)$$

$\mathbf{W}_{fc}$ 는 FC의 weight, $\mathbf{b}_{fc}$ 는 FC의 bias를 의미하고 $\hat{\mathbf{y}}_{fc} \in \mathbb{R}^{G+1}$ 를 만족한다. $f_2(\cdot), f_5(\cdot), f_7(\cdot), f_{11}(\cdot)$ 은 2차원 컨볼루션 계층 (convolutional

layer, COV)이며 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{Y}}_{\text{cov}} = \langle \mathbf{W}_{\text{cov}}, \hat{\mathbf{X}}_{\text{cov}} \rangle + b_{\text{cov}}, \quad (9)$$

$\mathbf{W}_{\text{cov}}$ 는 COV의 weight, b_{cov} 는 COV의 bias를 의미한다. $\hat{\mathbf{X}} \in R^{\dim_{\mathbf{x}} \times \dim_{\mathbf{x}}}$, $\hat{\mathbf{Y}}_{\text{cov}} \in R^{\dim_{\mathbf{y}} \times \dim_{\mathbf{y}}}$ 를 만족하고 $\dim_{\mathbf{x}} \times \dim_{\mathbf{y}}$ 는 컨볼루션 커널 크기에 해당한다. 제안하는 알고리즘에서는 컨볼루션 커널 크기로 $f_2(\cdot), f_5(\cdot)$ 에서 5×5 , $f_7(\cdot), f_{11}(\cdot)$ 에서 3×3 을 채택하였다. $f_3(\cdot), f_6(\cdot), f_9(\cdot), f_{12}(\cdot)$ 는 배치 정규화 계층, $f_4(\cdot), f_7(\cdot), f_{10}(\cdot), f_{13}(\cdot)$ 은 다음과 같은 식을 가지는 ReLU(Rectified Linear Unit) 계층이다.

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases}. \quad (10)$$

$f_{15}(\cdot)$ 는 드롭아웃 계층, $f_{16}(\cdot)$ 은 입력 값에 따라 다음 값을 가지는 소프트맥스 계층이다.

$$f(\mathbf{x})_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{g=1}^G e^{x_g}}, \quad i=1, \dots, G. \quad (11)$$

$f_{17}(\cdot)$ 은 도래각 또는 *empty*를 출력값으로 가지는 분류 출력 계층이다.

III. 시뮬레이션 결과

본 시뮬레이션 결과는 MATLAB R2022a Update 3로 구현되었으며 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 단일 GPU와 4352개의 코어 프로세서로 학습되었다.

본 논문에서는 영역 1개에서 신호원이 존재하지 않거나 한 개 존재한다는 가정을 만족하는 환경에서 도래각 추정 RMSE (root mean squared error)를 CNN-MUSIC과 비교한다. RMSE는 다음과 같다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^R (\hat{\theta}_i - \theta)^2}{R}}. \quad (12)$$

또한, 수신 신호 세기를 1로 가정하면, 수신 SNR (signal to noise ratio)은 다음과 같다.

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{\sigma_n^2} \right). \quad (13)$$

학습 단계에서는 무작위 신호원 5개에 대한 데이터를 이용하여 학습한다. 추정 가능한 도래각 범위는 $[-60^\circ, 60^\circ]$ 이고 $\text{SNR} = \{15, 20, 25, 30\}$ 에 대하여 각각 40000개의 데이터를 학습시킨다. CNN 학습에 사용된 매개변수는 표 1과 같다.

테스트 단계에서는 무작위 신호원 6개에 대한 다중 도래각 추정 결과를 비교한다. 그림 2는 1000개의 서로 다른 테스트 데이터에 대하여 100회의 몬테 카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)을 실행 후 도출된 RMSE 결과 그래프로 classification 알고리즘이 신호원을 6개보다 적게 예측한 경우를 제외한 결과이다. 신호원 6개에 대한 classification 알고리즘의 개수 추정 정확도는 94.04%이고, 신호원을 적게 예측한 결과를 제외했을 때 SNR (10, 15, 20, 25, 30)dB에서 각각 (0.5244°, 0.3700°, 0.3121°, 0.3208°, 0.2825°)의 RMSE 값을 보인다.

CNN-MUSIC의 경우 동일한 데이터에 대하여 RMSE 5° 이상의 값을 보인다. CNN-MUSIC이 [3]에 기술된 RMSE 0.01°~0.1° 값을 만족시키기 위해 필요한 이상적인 데이터의 양은 $qC_D \approx 2.43 \times 10^{13}$ 이다.

제안한 classification 알고리즘은 분류 출력 계층을 제외하고 CNN-MUSIC과 동일한 CNN 계층을 가지고 있어 같은 계산 복잡도를 지닌다.

IV. 결론

본 논문에서는 CNN classification 기반 다중 도래각 추적 알고리즘을 제안한다. CNN-MUSIC 알고리즘은 적은 양의 데이터에 대하여 도래각

추정 정확도가 낮다. 제안하는 알고리즘은 MUSIC의 피크값 탐지에 의존하지 않는 classification 기반 도래각 예측을 통하여 CNN-MUSIC 알고리즘 대비 적은 데이터로 정확한 다중 도래각 추정이 가능하다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 알고리즘이 신호원 6개의 개수 추정에 대하여 94.04%의 정확도를 보이고, 신호원을 적게 예측한 결과를 제외했을 때 SNR (10, 15, 20, 25, 30)dB에서 각각 (0.5244°, 0.3700°, 0.3121°, 0.3208°, 0.2825°)의 RMSE 값을 보인다.

표 1. CNN 학습에 사용된 매개변수

매개변수	값
배열 안테나 원소 개수 M	16
신호원 개수 D	5
CNN 부분 영역 개수 P	8
전체 영역 도래각 경우의 수 Q	512
부분 영역 도래각 경우의 수 G	64
스냅샷 개수 T	500
학습 데이터 SNR	15, 20, 25, 30
SNR에 따른 데이터 개수	40000
총 데이터 개수	160000

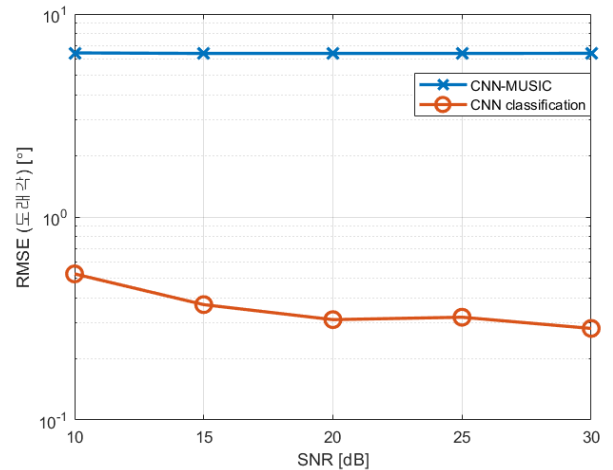


그림 2. 신호원 6개에 대한 도래각 추정 RMSE

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2022-2017-0-01637)

참고 문헌

- [1] K. Xu, M. Xing, R. Zhang, E. Hanyu, M. Sha, W. Nie and Y. Quan, "High-accuracy DOA estimation algorithm at low SNR through exploiting a supervised index," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 58, no. 4, pp. 3658-3665, Aug. 2022.
- [2] Z. Dai, Y. He, V. Tran, N. Trigoni and A. Markham, "DeepAoANet: Learning angle of arrival from software defined radios with deep neural networks," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 3164-3176, Jan. 2022.
- [3] A. Elbir, "DeepMUSIC: Multiple signal classification via deep learning," *IEEE Sens. Lett.*, vol. 4, no. 4, pp. 1-4, Apr. 2020.