

FMCW 레이더를 이용한 비지도학습 기반 도래각 추정 기법 연구

최영진, 엄영식, 박해경, 정채린, 최정식

경북대학교 전자공학부

hillary356@naver.com, uys3356@naver.com, gorud6050@naver.com,

97snowwhite@knu.ac.kr, jeongsik.choi@knu.ac.kr

A Study on DoA Estimation based on Unsupervised Learning using FMCW radar

Youngjin Choi, Youngsik Eum, Haegyeong Park, Chaelin Jeong and Jeongsik Choi
School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National University

요약

레이더를 이용해 도래각을 추정하는 다양한 방법이 제안되고 있다. 본 연구는 FMCW 레이더 시스템에서 도래각 추정을 위해 딥러닝 모델을 이용하여 수행하는 방법에 대해 제안하며 특히 학습데이터 수집에 소요되는 노력을 최소화할 수 있는 비지도학습 기법에 대해 제안한다. 이를 위하여 배열 안테나를 이용하여 수신된 신호로부터 공분산 행렬을 구성하고 이를 딥러닝 모델에 입력 후 타깃의 각도를 출력하도록 구성하였다. 제안된 모델은 실제 상황에서 얻은 측정 데이터에 대해서 99.57%의 높은 정확도를 보였으며 이러한 연구 결과를 통해 제안한 방법으로 타깃의 각도를 추정할 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

최근 인공지능과 자율주행 기술에 대한 관심이 높아지면서 특히 딥러닝을 활용한 도래각 추정 기법은 자율주행 분야에서 주목을 받고 있다 [1]. 이때 라이더는 자율주행 시스템에서 타깃을 감지하고 인지하는 데 널리 사용된다. 그러나 라이더를 이용한 기술은 높은 정확도와 성능을 제공하지만, 높은 비용과 날씨 조건에 민감하다는 단점이 있다.

반면 레이더는 낮은 비용과 모든 환경에도 강건한 성능을 제공한다. 따라서 본 연구에서는 레이더로부터 수신된 데이터로 공분산 행렬을 계산하여 이를 비지도 학습을 기반으로 한 딥러닝 모델에 활용하여 타깃의 각도를 추정하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 또한, 레이더를 실제 환경에서 얻은 데이터를 활용하여 알고리즘의 성능을 실험적으로 분석한다. 이를 통해 제안된 알고리즘의 실제 환경에서의 적용가능성과 정확도를 입증한다.

본문에서는 실험 환경 및 데이터 수집, 모델 구조, 모델 동작 원리, 결론에 대해서 설명한다.

II. 본론

2.1 신호 모델 (FMCW 레이더 시스템) 및 실험 환경 및 데이터 수집

본 연구에서는 Texas Instruments 사의 AWR2243 레이더를 이용하여 실험을 진행하였다. 해당 장비의 레이더는 FMCW 신호를 사용하며, 3개의 송신 안테나와 4개의 수신안테나로 구성되어 있으며, 실험에서는 1개의 송신 안테나와 4개의 수신 안테나를 이용해 실외와 실내 환경에서 Corner reflector를 탐지하였다. 레이더와 타깃의 거리를 10m로 고정하였으며, 레이더가 전방을 바라보는 방향으로 $-60^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 범위에서 10° 씩 달리 하여 데이터를 취득하였다. 실험 환경은 그림 1과 같다. 따라서, 총 13개의 실험 시나리오에 대해 각 1000개의 프레임에 해당하는 데이터를 취득하였다. 레이더의 세부 파라미터는 아래 표 1 과 같다.

표 1. 레이더 세부 파라미터

레이더 파라미터	값
중심 주파수	77GHz
대역폭	1798.92MHz
샘플링 주파수	10MHz
처프 주기	$312.5 \mu s$
프레임별 처프 수	128
처프별 샘플 수	256



그림 1. 실험환경(좌측: 실외, 우측: 실내)

2.2 모델 구조

도래각 추정 모델을 구현하기 위해 대표적인 딥 러닝 모델인 CNN(Convolution Neural Network) 구조를 이용하였다.[2] CNN을 이용한 모델의 구조는 그림 2과 같다. 총 4개의 컨볼루션 레이어로 구성되어 있으며, 각 레이어에는 256개의 필터가 적용되며 배치 정규화가 수행된다. 필터가 이동하는 간격인 스트라이드(stride)는 1이며 패딩(padding) 값도 1로 설정하였다. 또한 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하였으며 마지막 컨볼루션 레이어 이후에 드롭 아웃(Drop Out)을 포함한 완전연결(fully-connected) 계층을 구성한다. G=6으로 설정하여 그리드 집합 $G_n = \{-60^\circ \sim 0^\circ \sim 60^\circ\}$ 을 정의하며, 총 13개의 그리드 포인트로 구성된다. 이러한 구조를 통해 타깃이 존재하는 각 그리드에 대한 확률 값을 출력한다.

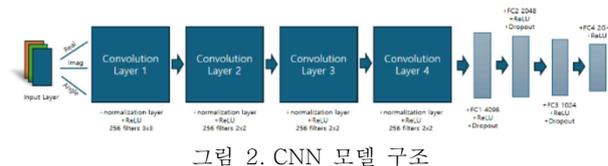


그림 2. CNN 모델 구조

2.3 모델 동작 원리

제안된 CNN 모델은 레이블이 지정되지 않은 데이터를 이용하는 비지도 학습(Unsupervised Learning) 기법으로 훈련되었다. 제안된 모델은 레이더로부터 수신된 데이터로 계산된 공분산 행렬을 기반으로 각 그리드에 해당하는 확률을 추정한다. 추정된 확률을 이용하여 공분산 행렬을 계산하고, 이렇게 계산된 공분산 행렬과 입력으로 받은 공분산 행렬을 비교한다. 이때 손실 함수(loss function)는 오차를 최소화하기 위해 공분산 행렬의 실수값, 허수값, 각도값, 즉, 3개의 채널을 사용하여 오차를 계산하였다. 데이터는 훈련세트(80%)와 검증세트(20%)로 무작위 분할되며 모델의 훈련은 50 에포크(Epoch) 동안 수행되었다. 초기 학습률(learning rate)은 $5e-6$, 배치 크기(batch size)는 50으로 설정하였다.

이 방식을 통해, 후처리 과정을 거쳐 최종적으로 타깃의 각도를 결정한다. 도래각 추정 과정은 그림 3에 블록 선도와 같다.

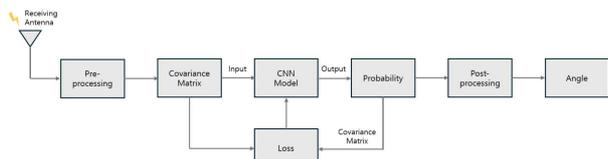


그림 3. 도래각 추정 과정 블록 선도

2.4 학습 및 성능 평가

각 각도별로 13000개의 실제 실험 데이터로 학습한 모델과 30000개의 시뮬레이션 데이터로 학습한 모델을 각각 실험 데이터를 사용하여 성능을 평가하였다. 실제 각도와 모델의 추정 각도의 허용 오차를 5° 로 설정하였을 때 정확도를 표 2에 나타내었다. 앞서 설명한 것처럼 제안한 모델은 손실 함수에서 실제 각도 값과 비교하는 대신, 수신신호의 공분산 행렬과 모델이 예측한 공분산 행렬을 비교하는 비지도 학습(Unsupervised)이다. 또한 수신된 신호의 공분산 행렬에는 노이즈 성분이 포함되어 있고 해당 각도에 대한 공분산 행렬이 다른 각도 성분의 조합으로 나타날 수 있어 모델의 예측 정확도가 비교적 낮다. 이를 해결하기 위해 모델 학습 시 시뮬레이션 데이터에 랜덤한 노이즈 성분을 추가하였다. 또한 모델의 출력 값에 대해 후처리 과정을 거쳐 허용 각도 오차가 5° 일 때 정확도 99.57%를 달성하였다.

표 2. 학습 데이터와 후처리 과정에 따른 모델 정확도

Training data	Model's Prediction	Post-processing
Simulation	84.77%	96.43%
Experiment	84.53%	99.57%

III 결론

본 논문에서는 비지도 학습을 활용하여 도래각의 공분산 행렬을 예측하고 이를 실제 수신된 신호의 공분산 행렬과 비교하는 방식을 사용했다. 시뮬레이션 데이터와 실험 데이터를 활용하여 모델을 학습하였고, 모델의 성능을 평가하여 정확도를 확인했다. 뿐만 아니라 후처리 과정을 통해 모델의 정확도를 향상시켰다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.RS-2023-00210463)

참고 문헌

- [1] Shengguo Ge, Kuo Li, Siti Nurulain Binti Mohd Rum, "Deep Learning Approach in DOA Estimation: A Systematic Literature Review", Mobile Information Systems, vol. 2021, Article ID 6392875, 14 pages, 2021.
- [2] Georgios K. Papageorgiou, Member, IEEE, Mathini Sellathurai, Senior Member, IEEE, and Yonina C. Eldar, Fellow, IEEE "Deep Networks for Direction-of-Arrival Estimation in Low SNR" IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 69, pp. 3714 - 3729, 16 June 2021