

# CNN 기반 OFDM Radar 시스템의 표적 거리 및 속도 추정

윤승미, 현인영, 정의림\*

한밭대학교

ysm4518@gmail.com, hyun\_in0e@naver.com, \*erjeong@hanbat.ac.kr

## CNN-based Estimation of Distance and Velocity of Targets for OFDM Radar Systems

Yun Seung Mi, Hyun In Young, Jeong Eui Rim\*(Corresponding author)

Hanbat National Univ.

### 요약

고속의 멀티미디어 통신서비스 수요 증가에 따라 주파수 스펙트럼 자원이 부족하고 이에 따라 동적인 환경에서의 고속 서비스 제공에 문제가 발생하고 있다. 따라서, 추가 주파수 자원 할당 없이 통신과 레이더 기능을 동시에 지원하는 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) Radar를 사용함으로써 주파수 자원을 절약할 수 있고, 동적인 환경에서도 고속의 서비스 지원이 가능하다. 본 논문에서는 OFDM Radar 시스템과 CNN(Convolution Neural Network)을 사용하여 레이더가 감지한 표적의 거리와 속도를 동시에 추정하는 모델을 제안한다. 표적이 1개인 경우(단일 물체)와 표적이 2개인 경우(다중 물체)의 성능을 비교하였다. 단일 이미지 입력일 때 SNR 2dB 기준, 단일 물체와 다중 물체의 거리 및 속도 추정 MAE(Mean Absolute Error) 차이는 각각 1.03m, 4.53km/h로 다중 물체 대비 단일 물체의 MAE 성능이 우수하다. 다중 이미지 입력일 때 역시 모든 SNR 구간에서 단일 물체의 거리 및 속도 추정 MAE가 우수하다. 그 원인을 파악하기 위해 두 물체 간의 최소 간격을 조정해 실험한 결과, SNR(Signal-to-Noise Ratio) 2dB 기준 두 물체 사이의 최소 간격이 커질수록 거리 및 속도 추정 CNN의 성능이 개선됨을 확인하였다. 이는 두 물체의 최소 간격이 에러 발생 확률에 영향을 미침을 의미한다.

### I. 서론

고속의 멀티미디어 통신서비스의 수요가 증가함에 따라 주파수 스펙트럼 자원의 부족 문제가 발생하고 있다. 이를 해결하기 위해 주파수 이용 효율을 개선하는 방안으로서 주파수의 분배 변경, 주파수 공동사용 등을 시행하고 있다.[1] OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) Radar는 동일한 주파수 대역을 사용하여 추가 주파수 자원 할당이 필요 없다는 장점이 있다.

CNN(Convolution Neural Network)은 이미지를 분석할 때 패턴을 찾는 데 유용한 알고리즘이다. 이미지 공간 정보를 유지하며 학습해 이미지를 벡터화하는 과정에서 발생하는 정보 손실을 최소화할 수 있다.[2]

본 논문에서는 이러한 CNN을 기반으로 OFDM Radar를 사용하여 표적의 거리와 속도를 동시에 추정하는 알고리즘을 소개한다. 레이더 신호처리로 얻은 2차원 주기도(2D-Periodogram)를 CNN의 입력 데이터로 사용하고, 이를 통해 표적에 대한 거리와 속도를 동시에 추정한다. 또한, 표적이 1개인 경우(단일 물체)와 표적이 2개인 경우(다중 물체)의 성능을 분석하고 다중 물체인 경우의 성능 개선 방법을 제안한다.

### II. OFDM Radar System Model

OFDM Radar는 OFDM에 Radar를 접목한 기술로써, 송신기에서 신호를 받아 물체의 거리와 속도를 추정하는 동시에 데이터 전송이 가능하다. 기존 OFDM 시스템 모델과 달리 OFDM Radar는 신호를 전송한 뒤 반사된 신호를 수집하는 과정이 추가된다. 여기서 반사된 신호란, 물체에서 반사되어 레이더 신호에 감지된 신호를 의미한다. 이 신호에 레이더 신호처리를 하고 이 과정을 통해 생성된 2차원 주기도를 CNN의 입력 데이터로 사용하여 표적에 대한 거리와 속도를 동시에 추정한 후 그 값을 출력한다.

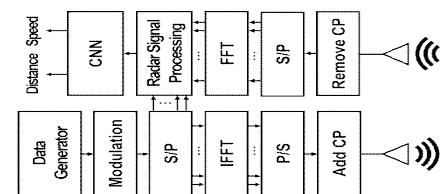


그림 1. 제안하는 OFDM Radar 시스템 모델

### III. 2차원 주기도

2차원 주기도는 표적의 거리와 속도 정보를 담은 2차원 Range-Doppler 이미지이다. 2차원 주기도에는 표적과 클러터가 존재한다. 여기서 클러터(Clutter)란, 레이더 화면에 비치는 불필요한 에코(echo)로써 표적이 아닌 속도가 0인 고정 지형지물에 의해 되돌아오는 전파의 값들로 이루어진다. 그림 2에서 (a)는 Clutter만 존재하는 이미지(C)이며, (b)는 Clutter와 Target이 모두 존재하는 이미지(C+T)이다. 본 연구에서는 2차원 주기도를 두 가지 방법으로 나눠 CNN의 입력 데이터로 활용했다. 그림 2의 (b)만 입력 데이터로 사용하는 것은 단일 이미지 입력(Single image input)이고, (a)와 (b)를 입력하는 것은 다중 이미지 입력(Dual image input)이다.

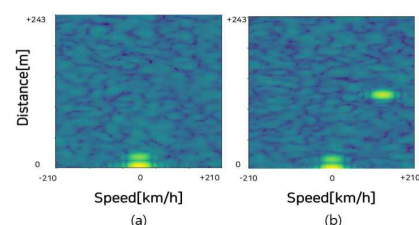


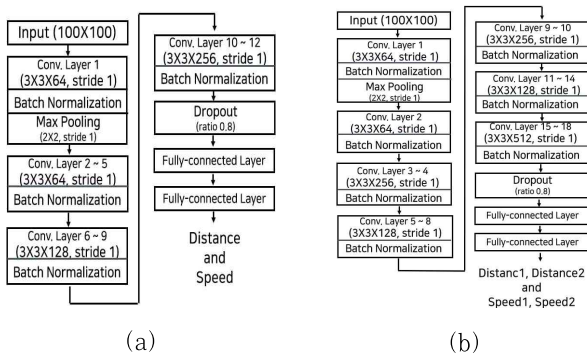
그림 2. 2차원 주기도

#### IV. 제안하는 거리, 속도 추정 기법

본 논문에서는 표적의 거리와 속도 추정에 회귀(Regression) 모델을 사용했다. 제안하는 CNN 추정기는 단일 물체일 때와 다중 물체일 때, 2차원 주기도로부터 표적의 거리와 속도를 곧바로 예측한다.

표적 1개(단일 물체)에 대한 거리와 속도를 추정하는 CNN의 구조는 그림 3의 (a)와 같다. 제안하는 단일 물체 추정 기법은 총 12개의 합성곱 계층과 2개의 완전 연결 계층으로 이루어져 있다. 표적 2개(다중 물체)에 대한 CNN 추정기의 구조는 그림 3의 (b)와 같으며, 총 18개의 합성곱 계층과 2개의 완전 연결 계층으로 이루어져 있다.

단일 물체와 다중 물체 모두 각 합성곱 계층에서의 필터 크기는 3x3으로 동일하며, Stride는 1이다. 각 합성곱 계층마다 배치 정규화 계층을 사용하고, 첫 번째 합성곱 계층에 풀링 계층을 사용했다. 모든 합성곱 계층 이후에 Dropout을 수행하고 완전 연결 계층을 두 번 사용한 후, 최종 출력으로 신경망이 예측한 거리와 속도를 동시에 출력한다.



(a) (b)  
그림 3. 제안하는 물체 추정 기법  
(a) 단일 물체 (b) 다중 물체

#### V. 모의 실험 결과

학습과 검증을 위해 필요한 데이터 생성은 Matlab, CNN의 학습 및 성능 검정은 딥러닝 프레임워크인 Tensorflow를 활용하였다. OFDM Radar 전송 설계 환경은 다음과 같다. 샘플링 주파수는 122.88MHz, 중심 주파수는 28GHz, 대역폭은 40MHz로 설정했다. FFT point는 4096 point이며, 그중 1284 point를 부반송파로 사용했다. OFDM 심볼 길이는 64, CP 길이는 296, Weibull 분포 레이다 클러스터 생성 변수는 20으로 설정했다. 본 연구에서 사용하는 학습 데이터는 SNR -20dB부터 30dB까지 무작위로 110,000개씩 생성했고, 테스트 데이터는 SNR -10dB부터 20dB까지 3dB 간격으로 10,000개씩 생성했다.

그림 4는 거리와 속도를 동시에 출력하는 다중 출력 CNN에서 단일 물체와 다중 물체일 때 입력 이미지별 MAE 비교이다. 물체 개수에 따른 구분은 마커의 채색 여부로 구분했으며 채워진 마커(■)는 단일 물체(Single), 채워지지 않은 마커(○, △)는 다중 물체(Multi)를 나타낸다. 다중 물체의 경우 실선이 첫 번째 표적(First target), 점선이 두 번째 표적(Second target)을 의미한다. 선의 색상에 따라 입력 이미지를 구분했으며 빨강, 파랑은 각각 단일 이미지 입력, 다중 이미지 입력을 나타낸다.

단일 이미지 입력일 때 SNR 2dB 기준 단일 물체와 다중 물체의 거리 및 속도 추정 MAE는 각각 1.03m, 4.53km/h의 차이를 보인다. 이는 단일 물체의 거리 및 속도 추정 성능이 다중 물체보다 우수함을 의미한다. 다중 이미지 입력일 때 또한 모든 SNR 구간에서 다중 물체일 때보다 단일 물체일 때의 거리 및 속도 추정 MAE가 우수하다. 또한, 제안하는 추정 기법의 입력 이미지별 성능을 비교했을 때, 단일 물체와 다중 물체일 때 모두 모든 SNR 구간에서 다중 이미지 입력의 MAE가 우수하다.

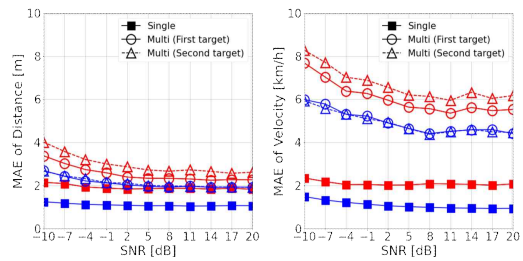


그림 4. 다중 출력에서의 MAE 성능

#### VI. 다중 물체 성능 개선 제안 방법

모의실험 결과에 따르면, 단일 물체일 때가 다중 물체일 때보다 MAE 성능이 우수했다. 다중 물체의 추정 성능 개선을 위해 표적 간의 거리를 조절하여 테스트를 진행하였다. 단일 이미지 입력에서 두 표적 간의 최소 거리를 지정하여 테스트한 결과는 그림 5와 같다. 그래프의 x축은 두 표적 간의 최소 간격을 의미한다. 간격(Interval)이 0m인 경우, 두 표적 간의 거리는 무작위로 설정된다. 표적 간의 최소 간격을 0m에서 45m로 설정하였을 때, 거리에 대한 추정이 최대 약 0.85m, 속도는 최대 약 3.12km/h 정도 성능이 개선된다. SNR 2dB에서 모의실험 결과, 두 표적 사이 최소 간격이 커질수록 거리 및 속도를 추정하는 CNN의 성능이 개선된다. 이는 표적 간의 거리가 표적의 거리 및 속도 추정에 영향을 미치며, 두 표적 간 최소 간격이 주어지면 다중 물체에서의 거리 및 속도 추정 성능이 개선될 수 있음을 의미한다.

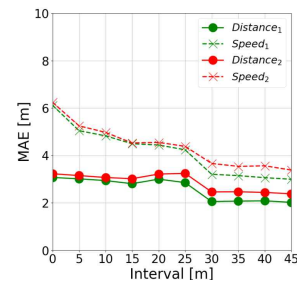


그림 5. Interval에 따른 성능 개선

#### VII. 결론

본 논문에서는 CNN 기반 OFDM Radar 시스템의 거리 및 속도를 동시에 추정하는 방법에 대해 제안했다. 단일 물체와 다중 물체의 성능을 비교한 결과 SNR 2dB를 기준으로 다중 물체 대비 단일 물체의 MAE의 성능이 우수하다. 다중 물체의 경우, 두 물체 간의 간격을 줌으로써 속도 예측 성능을 개선할 수 있다. 또한, 제안하는 기법의 입력으로 들어가는 두 가지 방법에 따른 성능을 비교하였을 때 다중 이미지 입력이 단일 이미지 입력보다 성능이 우수하다.

#### 참고 문헌

- [1] Lee, Sang-Yun, "Spectrum-Band Prioritization Scheme for Establishing Efficient Spectrum-Use Policy", The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science '19, pp. 452-466, Jun. 2019.
- [2] Ha, Jea-Min, Kim, Geun-wan, Lee, Kyung-Tae, Oh, Min-Jae, Kwon, Yung-Keun, "CNN-Based Ship Fluorescent Paint Thickness Measurement", Korean Journal of Computational Design and Engineering '22, pp. 471-480, Dec. 2022