

# 다수 표적 상황에서 머신 러닝을 이용한 표적 개수 식별 방안 연구

## Target Count Identification Using CNN Network Under Multiple Target

민사원 · 차주호 · 김영욱 · 오현수\*

Sa-won Min · Ju-ho Cha · Young-wuk Kim · Hyunsu Oh\*

### 요 약

레이다는 전파를 송신하여 물체의 위치 및 이동을 탐지하는 장비로 카메라나 적외선 등 광학 장비에 비해 최대 탐지 거리가 길다는 장점으로 인해 대공요격체계나 군함 및 전투기 등의 표적 탐지를 위해 많이 사용된다. 레이다는 물체까지의 거리와 물체의 속도 및 이동 방향을 측정할 수 있으나, 분해능의 한계로 인해 군집되어 날아오는 미사일과 같은 다수의 표적이 동시다발적으로 접근하는 상황에서는 목표물을 제대로 구분하기가 어렵다는 문제점이 발생한다. 특히, 협대역 파형을 사용 시에는 군집하여 날아오는 표적에 대해 탐지 시 일부 표적을 탐지하지 못해 날아오는 표적에 대해 각각의 개별 표적을 구분하기 어려워지는 문제가 발생한다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 좁은 대역폭을 갖는 펄스 파형에서도 표적을 구분하기 위해 머신 러닝 방법 중 CNN(convolution neural network)을 이용하여 군집 표적 속에서 표적의 개수를 탐지하는 방안을 제시하고 해당 방식의 성능을 검증하였다.

### Abstract

Radar detects the position and movement of objects by transmitting radio waves. It is often used to detect targets such as air defense interceptors, warships, and fighter jets, owing to its long maximum detection distance compared with optical devices such as cameras and infrared. Radar can measure the distance to an object and the speed and direction of movement of an object. However, owing to the limitations of its resolution, it is difficult to distinguish targets in situations in which multiple targets, such as missiles flying in clusters, approach simultaneously. In particular, when narrowband waveforms are used, some targets may not be detected when clustered targets are detected, making it difficult to distinguish between individual targets. To solve this problem, this study proposes a method to detect the number of targets in a clustered target group using a convolutional neural network to distinguish targets even in pulse waveforms with a narrow bandwidth, and verifies the performance of the method.

Key words: Identification, Machine Learning, Convolution Neural Network

### I. 서 론

레이다는 공간상에 전파를 송신하고 표적으로부터 반사되어 돌아오는 전파를 수신하여 탐지 및 추적을 수행

한다. 레이다 외에도 표적을 탐지 및 추적하기 위한 방안으로는 영상정보를 이용하는 카메라나 적외선과 같은 광학장비가 존재하나, 구름, 비와 같은 기상환경에 대한 영향과 원거리의 표적을 탐지하고 추적하기 위해 전파를

「이 연구는 한화시스템의 연구비의 지원으로 수행됨.」

서강대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering, Sogang University)

\*한화시스템 지상레이다체계2팀(Land Radar System 2, Hanwha Systems)

· Manuscript received February 24, 2025 ; Revised March 10, 2025 ; Accepted May 1, 2025. (ID No. 20250224-015S)

· Corresponding Author: Young-wuk Kim(e-mail: [youngkim@sogang.ac.kr](mailto:youngkim@sogang.ac.kr))

사용하는 레이더가 많이 사용되고 있다.

레이더는 짧은 거리의 표적부터 원거리 표적까지 다양한 거리의 표적으로부터 수신된 전파를 분석하여 표적의 거리, 위치 및 속도를 측정할 수 있다. 다수의 표적을 탐지하기 위해서는 해당 파형의 거리 및 속도 차이보다 높은 해상도를 갖는 파형을 사용하게 된다. 하지만 다수의 표적이 군집되어 날아오는 경우, 표적들간의 거리 및 속도가 유사하게 되어 협대역 파형을 사용하는 경우에는 군집된 표적에 대해 탐지 시 다수 표적을 하나의 표적으로 인식하거나, 일부 표적을 탐지하지 못하는 현상이 발생하게 된다. 이와 관련된 문제를 해결하기 위해 레이더에서는 MTT(multi-target tracking) 기법을 사용하고 분산된 다중 표적을 추적하기 위해 합동 빔 및 전력 스케줄링(joint beam and power scheduling)과 같은 방식을 제안하고 있다<sup>[1]</sup>. 해당 논문의 경우 시스템의 전반적인 안정성을 유지하면서 통신에 필요한 사항을 줄이는 분산형 융합 아키텍처를 제안하였으며, 공분산 교차점(covariance intersection) 융합을 활용하여 레이더의 노드 간에 불명의 정보 상관관계를 해결할 수 있다는 연구를 진행하였다. 또한 “표적 상한 기반 자원 최적화 기법” 연구의 경우 미리 결정된 정확도 요구 수치로 추적할 수 있는 표적의 수를 늘리기 위해 다중 레이더의 전송 전력 및 지연 시간 리소스의 사용량 조절에 대한 연구를 진행하였다<sup>[2]</sup>. 이 외에도 머신러닝 기법의 등장으로 인해 range-Doppler 이미지를 통해 표적을 탐지하거나 주변 노이즈를 감소시키는 방법들이 등장하고 있다<sup>[3]</sup>.

본 논문에서는 낮은 해상도 파형의 사용으로 인해 구분되지 않은 표적을 구분하기 위해 군집되어 날아오는 표적의 수신신호를 기반으로 레이더의 range-Doppler 이미지를 생성하고 기존의 CFAR(constant false alarm rate)<sup>[3]</sup>와 같은 신호처리 방식을 사용하였을 때 탐지되지 않았던 신호들에 대해 AE(autoencoder)<sup>[4]</sup>를 통해 노이즈 제거를 위한 전처리 과정을 수행한 이후 CNN(convolution neural network)<sup>[5]</sup>과 같은 machine learning 기법을 활용하여 표적을 탐지하고 최종적으로 표적의 개수를 확인하는 방법을 제시한다. 해당 방법을 검증하기 위해 FMCW 레이더와 pulsed Doppler 레이더의 협대역 파형에 대해 시뮬레이션을 통해 데이터를 생성하였으며, 해당 데이터를 기

반으로 생성된 표적의 개수와 탐지된 표적의 개수가 일치하는지를 통해 성능을 평가하였다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 신경망 학습 및 테스트를 위한 모의 표적을 소개한다. III장에서는 제안한 AE 및 CNN을 통한 노이즈 감소 및 분류기의 구조와 학습데이터에 대해 설명한다. IV장에서는 모의 표적에 대해 실험 결과를 제시하고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 군집 표적 모의 방안

II장에서는 군집된 표적의 데이터를 생성하기 위해 사용된 FMCW 파형을 이용한 데이터 생성 방식과 펄스 파형을 이용한 데이터 생성 방식의 데이터 생성 방식에 대해 설명한다.

### 2.1 FMCW 파형의 군집 표적 모의

실제 군집된 다수의 표적을 날려 시험을 하기 어려운 환경이므로 먼저 AE 및 CNN을 학습하기 위해 실제 레이더와 유사한 환경에서 표적을 모의하고 이를 통해 range-Doppler map을 생성하였다. 먼저, CNN을 통해 분해능 이내의 표적에 대해서도 구분이 가능함을 검증하기 위해 FMCW 레이더 기반의 데이터를 생성하였다. FMCW 레이더는 시간이 지남에 따라 주파수를 선형적으로 변화시키는 칩(chirp) 신호를 사용하며 송신된 신호와 수신된 신호의 차이를 통해 표적의 거리와 속도 정보를 추출한다. FMCW 레이더에서 표적 신호의 모의에 사용된 식은 식 (1)과 같다<sup>[6]</sup>.

$$\begin{aligned} target(k, n, p) = & e^{j2\pi(k \times 2 \times R \times \frac{1}{c} + V) \times n \times t_s} \\ & \times e^{j2\pi(V \times (p-1) \times t_c)} \\ & \times e^{j2\pi(1-k) \times \frac{d}{\lambda} \times \sin(A)} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $k$ 는 FMCW 파형 1개 칩의 기울기를 나타내는 값이며,  $n$ 은 샘플의 개수,  $p$ 는 chirp 수를 나타낸다. 표적의 정보를 나타내는 변수는  $R$ 과  $V$ 로 각각 거리와 속도를 나타내며,  $d$ 와  $A$ 는 각각 수신 안테나소자 사이의 간격과 표적의 각도를 나타낸다. 이 때  $R$ 과  $V$ 는 각각 표적의 중심거리와 중심속도를 의미하며, 각 파라미터들을 변

경하며 총 4가지 경우에 대해 진행했다. 해당 중심거리, 중심속도를 기준으로 거리해상도 및 속도해상도를 반영하여 설정한 표적의 개수에 맞게 설정하였다. 또한 표적 신호를 모의하기 위해 아래 표 1과 같이 파형을 설계하여 표적을 생성했다. FMCW 파형을 사용한 모의에서는 CNN 모델의 분해능 이내 표적 식별 가능성을 보기 위함 이므로 노이즈는 낮게 설정하여 테스트를 진행했다.

이를 통해 생성된 각 표적에 대한 range-Doppler 결과는 그림 1과 같다.

표적 생성 시 유사한 표적이 군집되어 다가오는 상황을 모사하기 위해 일부 표적이 range-Doppler 상에서 레이 다의 거리분해능과 속도분해능 이내에 존재하도록 설정 했다. 레이더의 거리분해능과 속도분해능을 얻기 위한 식

표 1. FMCW 표적 모델링 시 사용된 파라미터  
Table 1. Parameter for Target Modeling in FMCW.

Parameter	Value	Unit
Center frequency	10	GHz
Bandwidth	100	MHz
Frame duration	3	ms
FFTSize	8,000×1,200	
Reference range	90, 300, 420, 600	m
Reference velocity	90	m/s
RCS	0.01	m <sup>2</sup>

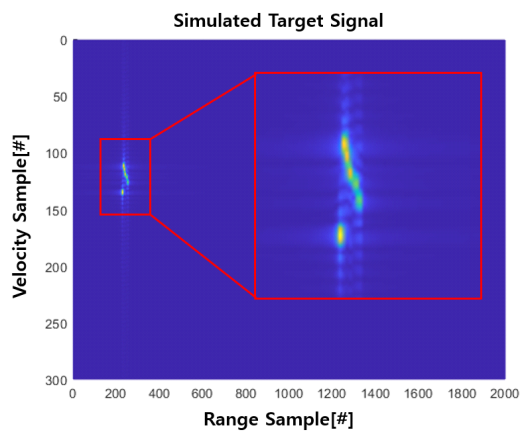


그림 1. FMCW 파형에서의 6개 표적 생성 결과  
Fig. 1. Result of 6 Target Generation in FMCW waveform.

은 식 (2) 및 식 (3)과 같다<sup>[7]</sup>.

$$\Delta R_{resolution} = \frac{c}{2 \times B} \quad (2)$$

$$\Delta V_{resolution} = \frac{\lambda}{2 \times T_f} \quad (3)$$

위 식 (2)에서  $B$ 는 파형의 bandwidth를 나타내고,  $c$ 는 빛 속도를 나타낸다. 또한  $\lambda$ 는 파형의 파장길이를 나타내며,  $T_f$ 는 frame duration을 나타낸다. 각각의 표적의 이격 거리는 군집표적의 특성을 반영하기 위해 거리해상도의 경우 식 (2)를 적용하여 얻은 거리해상도 1.5 m보다 적은 0.94 m에서 최대 5.5 m를 적용하였으며 속도 해상도의 경우 식 (3)을 적용하여 얻은 속도해상도 5 m/s보다 작은 3.125 m/s에서 최대 18 m/s 까지 적용하였다. 이와 같이 적용된 거리 및 속도 해상도를 반영하여 생성하고자 하는 1개 표적부터 6개 표적까지 표적의 개수에 맞춰 최종 적으로 표적 신호를 생성하였다.

## 2.2 펄스 파형을 이용한 군집 표적 모의

FMCW에서 군집 내 표적에 대한 개수 식별이 가능함을 확인한 이후, 펄스 파형에서도 동일한 결과를 얻게 되는 지를 확인하기 위해 펄스 파형을 통한 모의 시에는 이 동하는 표적 궤적을 기반으로 신호를 모의하였다. 파형은 phase coded modulation 변조를 적용한 펄스 파형을 사용 하였으며, 거리분해능 및 속도분해능과 관련된 정보는 아 래 표 2와 같다. 신호 생성 결과에 노이즈 성분을 더하여 신호를 생성하여 신호의 SNR은 약 12 dB가 되도록 모의 표적을 생성하였다. 표적의 개수는 최대 4개로 설정하였 으며 그 결과는 그림 2와 같다.

표 2. 펄스 파형 표적 모델링 시 사용된 파라미터  
Table 2. Parameter for Target Modeling in Pulse.

Parameter	Value	Unit
Center frequency	10	GHz
Bandwidth	20	MHz
RCS	0.01	m <sup>2</sup>
Range resolution	7.49	m
Velocity resolution	150	m/s

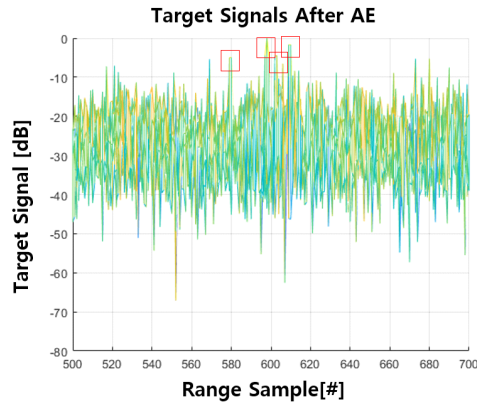


그림 2. Pulse 파형에서의 표적 모의 결과  
Fig. 2. Result of Target Generation in Pulse waveform.

### Ⅲ. 표적 개수 식별을 위한 신경망 학습

생성된 데이터를 기반으로 CNN을 통한 거리분해능 이내의 표적에 대해 개수 식별이 가능한지에 대한 여부를 판단하기 위해 CNN 구조를 설계하였으며, 이후 펄스 파형 데이터에서는 CNN을 통한 표적 개수 식별 시, noise에 대한 영향성을 제거하기 위해 range-Doppler 이미지에서 표적 데이터 이외의 노이즈를 감소시키기 위한 AE를 설계하였다.

#### 3-1 CNN 구조

표적의 개수 식별을 위한 입력 데이터로는 그림 1과 같은  $227 \times 227 \times 1$  크기의 range-Doppler 데이터를 사용하였으며, 각각의 채널별로 신호의 amplitude를 사용하였다. 신경망에 입력 전 표적 신호를 제외한 영역에서의 특성을 배제하기 위해  $64 \times 64$ 의 크기를 갖는 데이터로 crop 작업을 수행 후 CNN에 입력했다.

Convolution block에는 convolution layer와 batch normalization, 활성화함수를 사용하였으며, 활성화함수로는 ReLU를 사용하였다. Convolution block을 수행한 뒤에는 maxpooling을 사용함으로써 표적의 특징을 유지한 채 데이터의 개수를 감소시켜 빠른 계산이 가능하도록 하였다. convolution block을 모두 수행한 뒤에는 해당 range Doppler 데이터 내에서 표적의 개수를 판별하기 위해 fully connected layer와 softmax layer를 사용하여 표적의 개수를

판별할 수 있도록 하였다. 이를 반영한 CNN 구조는 그림 3과 같다. 표적의 데이터는 표적의 개수마다 5,000개씩 총 30,000개의 데이터를 사용하였으며 학습데이터와 검증데이터, 시험데이터는 각각 8:1:1의 비율로 구분하여 적용했다.

#### 3-2 AE 구조

펄스 파형에서 적용된 신호의 경우 CNN에 입력으로 넣기 전 표적 신호 이외의 노이즈를 제거하기 위해 AE를 사용하였으며, 해당 구조는 그림 4와 같다.

Transposed block에는 transposed layer, batch normalization, 활성화함수를 사용하였으며, CNN과 동일하게 활성화함수는 ReLU를 사용하였다. AE 학습 시에는 입력으로 noise를 포함하고 있는 펄스 파형의 수신신호를 입력하고 noise가 없는 상태의 표적 신호만을 결과로 입력하여 AE를 통해 노이즈를 제거할 수 있도록 학습을 수행하였다. 표적 데이터는 총 47,100개의 데이터에 대해 학습데이터와 검증데이터, 시험데이터의 비율을 각각 8:1:1로 적용하여 학습 및 시험을 수행했다.

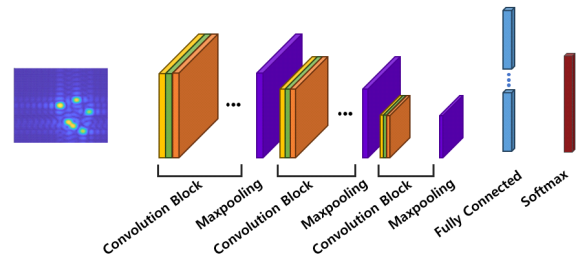


그림 3. 표적 개수 식별을 위한 CNN 구조  
Fig. 3. CNN Network for Target Count Identification.

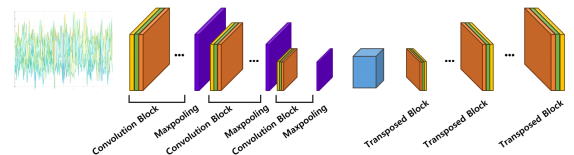


그림 4. Noise 감소를 위한 AE 구조  
Fig. 4. AE Network for Noise reduction.

## IV. 모의실험 결과

### 4-1 FMCW 파형에서의 표적 개수 식별 결과

실험은 앞서 설정한 30,000개의 데이터 중에서 10 %인 3,000개의 데이터로 수행하였으며 총 6개의 표적 클래스에 대해 각각 500개씩 사용하였다. CNN을 적용하여 표적 개수 식별에 대한 정확도 판단은 모든 클래스의 개수를 기준으로 실제 표적의 개수를 정확하게 식별한 개수를 백분율로 환산하였다. 그 결과 97.9 %의 정확도를 얻었으며 각각의 클래스 별 예측 결과와 실제 결과를 비교한 confusion chart의 결과는 그림 5와 같다. 표적의 개수가 적은 경우일수록 정확하게 개수를 예측하는 것을 볼 수 있으며, 표적의 개수가 많아지더라도 약 93 % 이상의 정확도로 표적의 개수를 식별할 수 있음을 검증하였다.

### 4-2 펄스 파형에서의 표적 개수 식별 결과

FMCW 파형에서 나타난 것과 같이 표적의 개수가 증가할수록 식별 정확도가 감소하는 경향이 보였다. 이를 기반으로 노이즈를 추가한 펄스 파형 모델의 경우, 노이즈가 표적의 개수로 식별되는 경우를 방지함으로써 CNN의 식별 정확도를 높이기 위해 AE를 전단에 추가하여 노이즈를 제거하였다. AE를 적용 결과 그림 6과 같이 표적

의 peak 신호 세기와 range, velocity 샘플의 위치가 동일하고 주변 노이즈가 매우 감소함을 확인하였다.

학습이 완료된 AE와 CNN을 결합하여 최종적으로 펄스 파형으로 얻은 데이터 4,710개의 데이터에 4-1의 실험과 동일하게 1개부터 4개의 표적이 존재하는 경우에 대해 표적 개수를 식별하였다. 그 결과 3개의 표적에 대해 2번의 오류를 제외하고 나머지 4,608개의 경우에 대해 실제 표적 개수를 정확하게 식별하여 그림 7과 같이 약 99.9 %의 정확도로 표적의 개수를 정확하게 식별하는 것을 검증하였다.

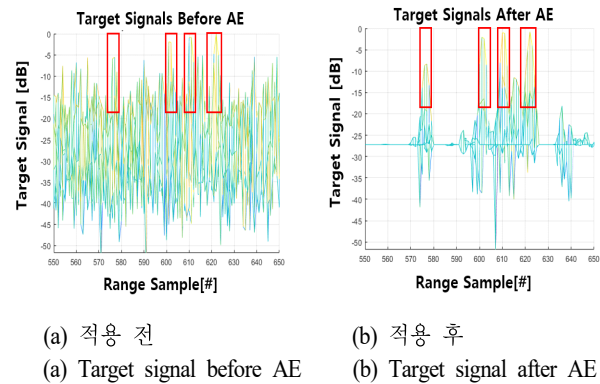


그림 6. AE 적용 후 Noise 제거 결과  
Fig. 6. Result of noise reduction after AE.

Classification using CNN						
R e a l	1	2	3	4	5	6
1	100.0					
2		100.0				
3		0.2	99.8			
4			0.4	99.4	0.2	
5				0.2	95.6	4.2
6			0.2		7.2	92.6
Prediction						

그림 5. CNN을 통한 표적 개수 식별 결과  
Fig. 5. Target Count Result using CNN.

Classification using AE and CNN				
R e a l	1	2	3	4
1	100.0			
2		100.0		
3			99.8	0.2
4				100
Prediction				

그림 7. 최종 표적 개수 식별 결과  
Fig. 7. Result of target count using AE.

## V. 결 론

본 연구를 통해 거리가 가까운 군집 표적에 대한 FMCW 파형과 펄스 파형에서 표적의 개수를 식별하는 방안을 제시하였다. FMCW 파형에서는 거리, 속도 분해능 이내에 표적을 위치시켰음에도 CNN을 통해 표적의 개수가 식별됨을 확인하였으며, 펄스 파형에서는 노이즈가 존재하는 환경에서 AE를 CNN 전단에 추가함으로써 정확한 표적의 개수를 식별할 수 있음을 보였다. 제시한 방안은 추후 레이더에서 군집표적에 대한 탐지, 추적 시에 표적의 개수를 식별함으로써 머신러닝 기법을 통해 표적을 검출할 수 있다는 것을 확인하였으나, 실제 표적 데이터를 기반으로 학습 및 검증이 필요하다는 제한사항이 존재한다. 향후에는 실제 레이더 장비를 이용하여 실제 환경 하에서 표적 데이터를 획득하여 본 연구방안을 적용해 봄으로써 실 장비에 적용이 가능한지를 확인하는 연구가 필요하다.

## References

[1] W. Yi, Y. Yuan, R. Hoseinnezhad, and L. Kong, "Resource scheduling for distributed multi-target tracking in netted colocated mimo radar systems," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 1602-1617, Feb. 2020.

[2] Y. Yuan, W. Yi, R. Hoseinnezhad, and P. K. Varshney, "Robust power allocation for resource-aware multi-target tracking with colocated MIMO radars," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 69, pp. 443-458, Dec. 2020.

[3] M. A. Richards, *Fundamentals of Radar Signal Processing*, New York, NY, McGraw-Hill, 2005.

[4] M. L. L. de Oliveira, M. J. G. Bekooij, "Generating synthetic short-range FMCW range-Doppler maps using generative adversarial networks and deep convolutional autoencoders," *IEEE Radar Conference(RadarConf20)*, Florence, Sep. 2020.

[5] I. Roldan, C. R. del-Blanco, Á. D. de Quevedo, F. I. Urzaiz, J. G. Menoyo, and A. A. López, et al., "Dopplernet: A convolutional neural network for recognising targets in real scenarios using a persistent range-Doppler radar," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 14, no. 4, pp. 593-600, Mar. 2020.

[6] S. M. Patole, M. Torlak, D. Wang, and M. Ali, "Automotive radars: A review of signal processing techniques," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 34, no. 2, Mar. 2017, pp. 22-35.

[7] D. R. Wehner, *High-Resolution Radar*, Norwood, MA, Artech House, 1995, pp. 5-48.

민 사 원 [서강대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0009-0009-7150-2394>



2016년 2월: 중앙대학교 전자전기공학부 (공학사)  
2015년 12월~현재: 한화시스템(주)  
2024년 3월~현재: 서강대학교 전자공학과 석사과정  
[주 관심분야] 레이더 신호처리, Deep Learning 등

차 주 호 [서강대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0009-0002-0788-3654>



2024년 2월: 서강대학교 전자공학과 (공학사)  
2024년 3월~현재: 서강대학교 전자공학과 석사과정  
[주 관심분야] 레이더 신호처리, Deep Learning 등

김 영 옥 [서강대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0002-4067-6254>



2003년 2월: 서울대학교 전기공학부 (공학사)

2005년 5월: University of Texas at Austin, Electrical and Computer Engineering (공학석사)

2008년 5월: University of Texas at Austin, Electrical and Computer Engineering (공학박사)

2008년 8월~2014년 5월: California State University at Fresno, Electrical and Computer Engineering 부교수

2014년 8월~2018년 8월: California State University at Fresno, Electrical and Computer Engineering 조교수

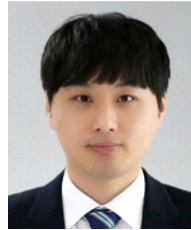
2018년 8월~2021년 12월: California State University at Fresno, Electrical and Computer Engineering 교수

2022년 3월~현재: 서강대학교 전자공학과 교수

[주 관심분야] 레이더 신호처리, 레이더 표적 추적 및 식별, 안테나 최적화 알고리즘, Deep Learning 등

오 현 수 [한화시스템/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-1807-0811>



2015년 2월: 광운대학교 전자공학과 (공학사)

2018년 2월: 광운대학교 전자공학과 (공학석사)

2020년: 기상청 기상레이다센터

2022년~현재: 한화시스템 지상레이다체계2팀 선임연구원

[주 관심분야] 레이더 시스템 설계, 레이더 신호처리 등