

# 인공지능 레이다를 위한 생성모델 및 물리광학법 기반 학습 데이터 증강 방안

한화시스템 레이다연구소

이승의 수석연구원  
seungeui.lee@hanwha.com

# 목차

Part 1. 레이다 신호처리 .....	03
Part 2. 딥러닝 기반 레이다 신호처리 .....	09
Part 3. GANs 기법을 활용한 데이터 증강 .....	19
Part 4. 물리광학법 기법을 활용한 데이터 증강 .....	30
Part 5. 결론 및 기대효과 .....	47

# Part 1. 레이더 신호처리

---

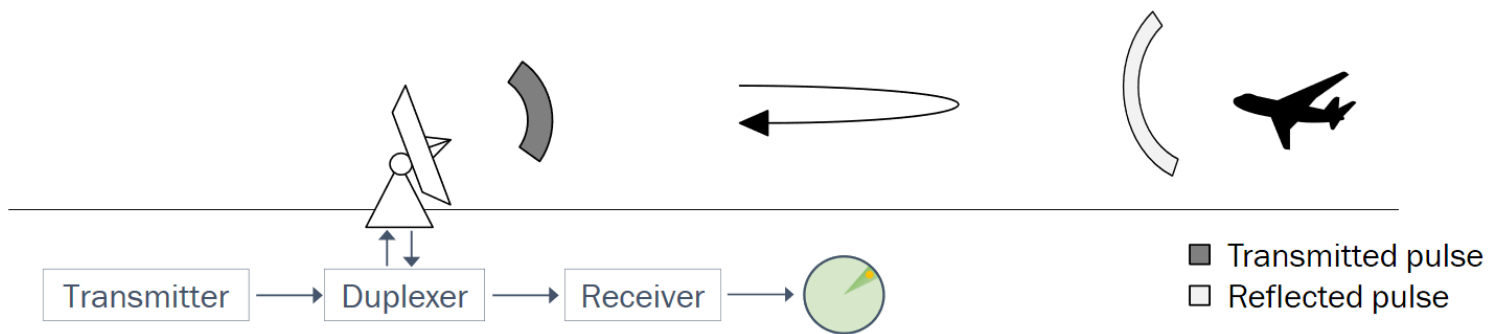
# 레이다 신호처리 – 개요 (1/5)

- 일반적인 레이다 운용 방식

- 레이다가 EM (Electro-Magnetic) waves를 방사함
- 레이다는 수신 모드로 전환함
- 방사된 신호는 표적을 맞고 반사됨
- 레이다는 표적을 맞고 반사된 신호를 수신함

- 레이다는

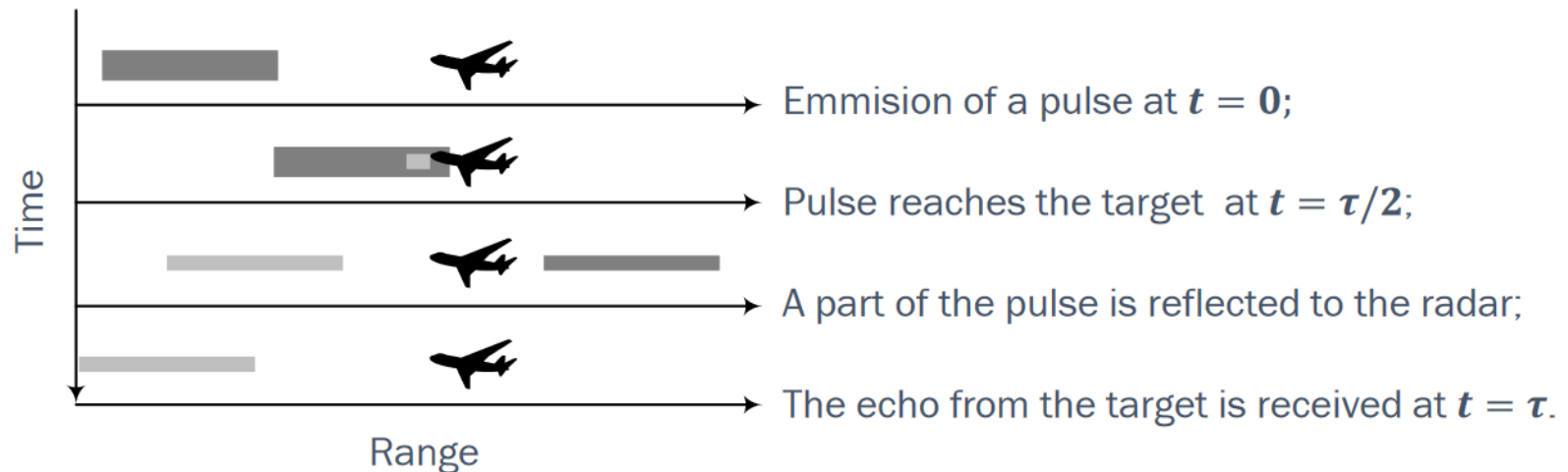
- 수신된 신호의 특성을 분석하여 표적의 거리, 속도 정보를 추출할 수 있음



Source: Christos Ilioudis, "Introduction to Radar Signal Processing"

## 레이다 신호처리 – 개요 (2/5)

- 표적의 거리를 측정하기 위해서는 수신신호의 지연시간을 활용
  - 일반적으로 공기중에서 EM waves의 속도는 빛의 속도와 동일하다고 가정
  - 만일 표적을 맞고 돌아온 수신신호의 지연시간이  $\tau$ 라고 한다면,
    - ✓ 표적과 레이더 사이의 거리는  $R = \frac{\tau c}{2}$  로 정의할 수 있음



## 레이다 신호처리 – 개요 (3/5)

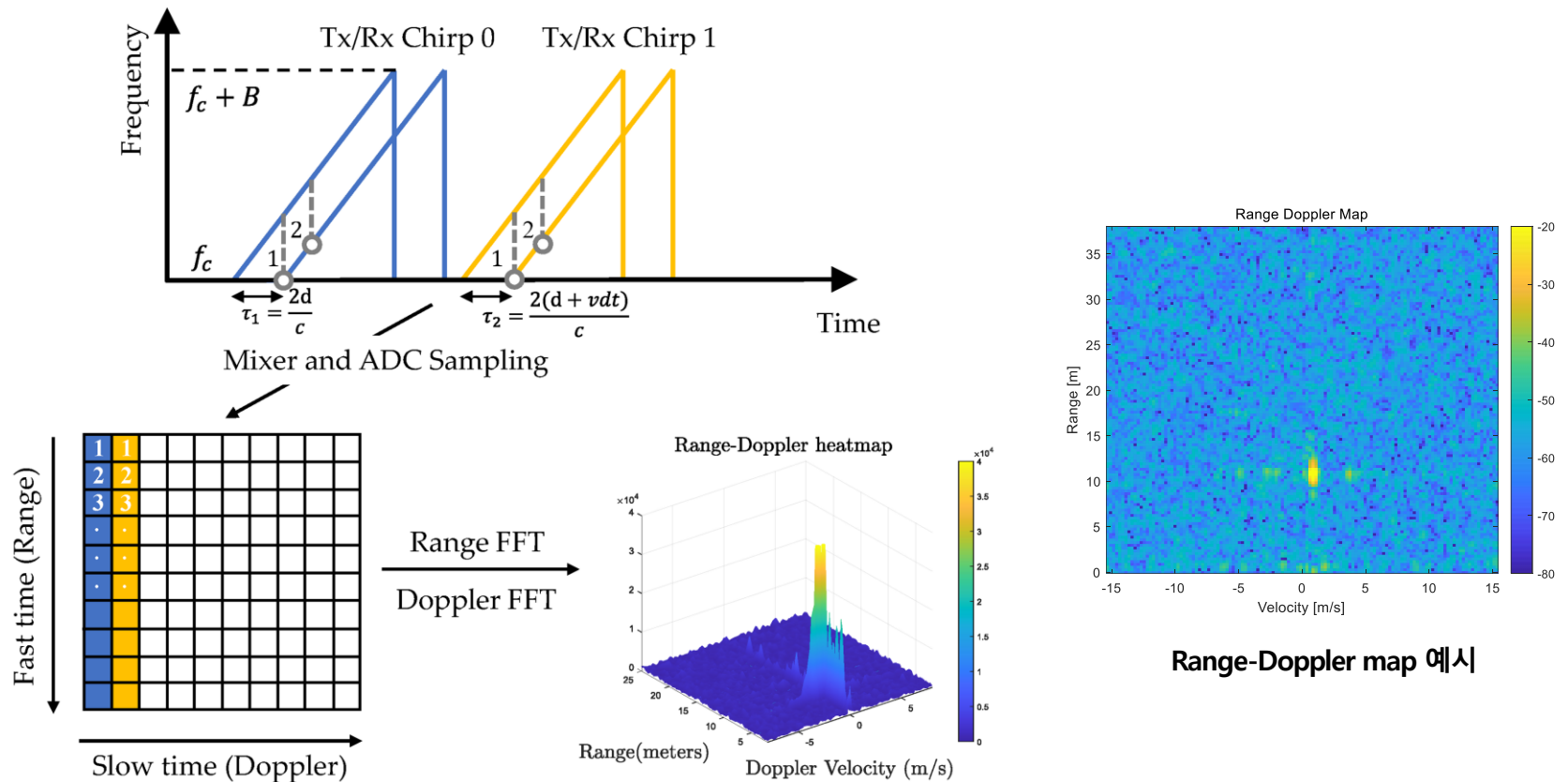
- 표적의 속도를 측정하기 위해서는 여러 개의 레이다 신호를 활용
  - Fast time은 단일 EM wave를 샘플링한 결과이고, slow time은 여러 EM waves에 대한 시간
  - 아래 그림은 표적이 2개 존재하는 경우의 예시
  - 오렌지색의 경우 표적이 정지해 있지만, 녹색의 경우 표적과 레이다간의 거리가 변화함



Example of two targets, one staying in the same resolution bin (orange) and one moving in different resolution bins (green);  
**Top:** Data matrix for 10 time resolution bins and 4 PRI;  
**Bottom:** Radar returns in time;

# 레이다 신호처리 – 개요 (4/5)

- 다수의 Pulses로 구성된 데이터 샘플들을 이용해서 range-Doppler map을 생성
  - 표적의 거리/속도 정보를 한 눈에 확인할 수 있는 '이미지' 형태의 레이더 데이터 획득 가능



Source: Don Koks, 'How to Create and Manipulate Radar Range-Doppler Plots', DSTO-TN-1386

# 레이다 신호처리 – 개요 (5/5)

- 전통적인 레이다 detection 알고리즘 중 하나

- Threshold 값을 넘으면 표적으로 분류, 넘지 않으면 표적이 아닌 것으로 분류
- 고정된 False alarm rate 값을 얻기 위해 adaptive 하게 threshold 값을 변화 시킴

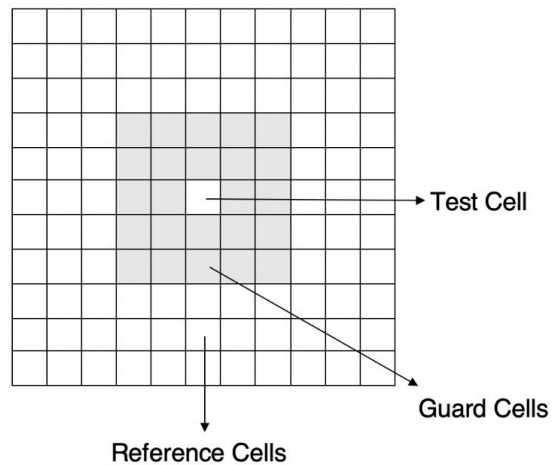


Figure 2-2: CFAR window where the cell under test (CUT) is the cell in question, the reference cells are the cells used to estimate the expected noise at the CUT, and guard cells are ignored.

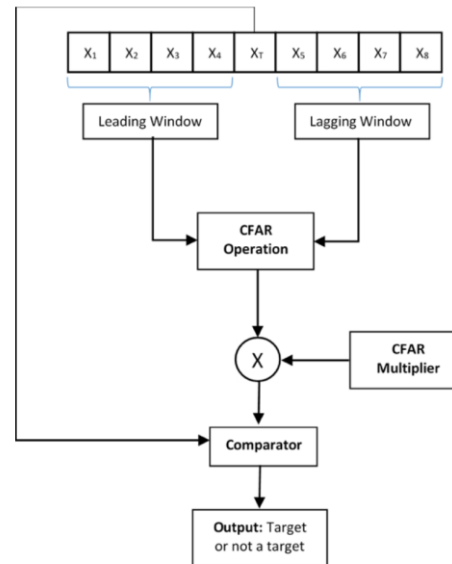
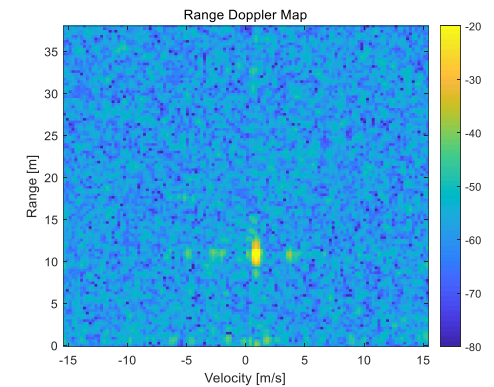
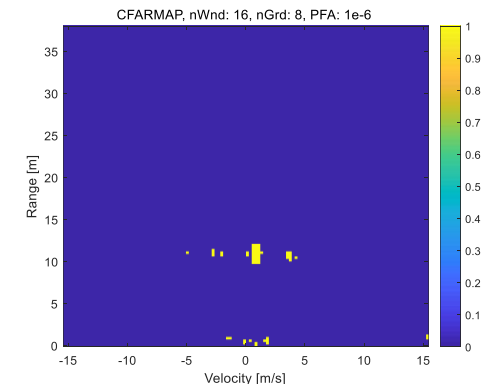


Figure 2-4: CFAR diagram



입력 데이터  
(Range-Doppler map)



출력 데이터  
(CA-CFAR,  $P_{FA}=10^{-6}$ )

Source: Alexandria Velez, "Utilizing I/Q Data to Enhance Radar Detection and Accuracy Metrics"



## Part 2. 딥러닝 기법을 적용한 레이다 신호처리

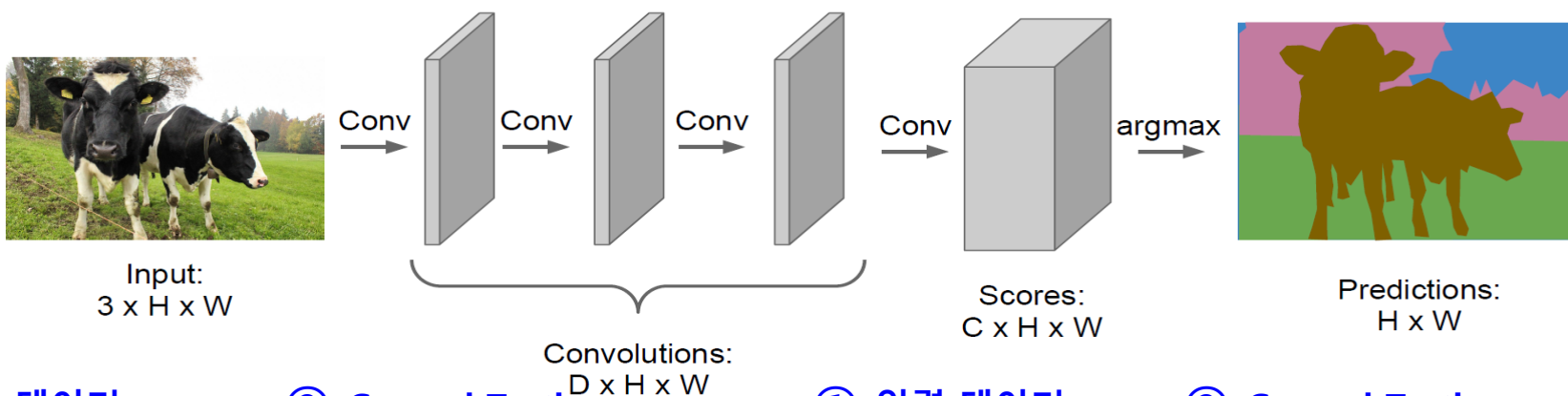
---

# 딥러닝 기법을 적용한 레이다 신호처리

## • Semantic segmentation task 접목

- Computer vision 도메인에서는 주어진 이미지를 각 픽셀 레벨로 Class를 분류하는 연구를 수행
- 이를 range-Doppler map에 적용하여 레이다 멀티표적 탐지 및 식별 연구를 수행

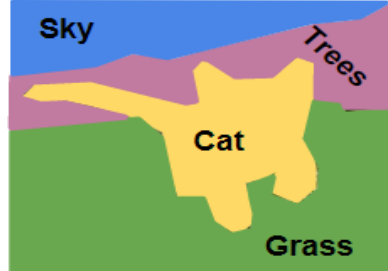
Design a network as a bunch of convolutional layers to make predictions for pixels all at once!



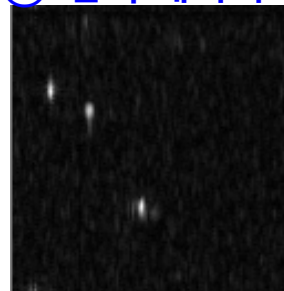
### ① 입력 데이터



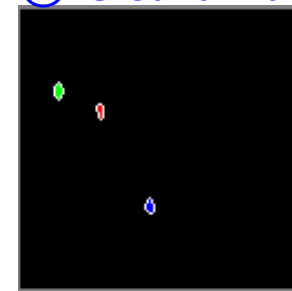
### ② Ground Truth



### ① 입력 데이터



### ② Ground Truth



※ Colormap  
- Red: 소형 드론  
- Green: RC카  
- Blue: 사람

# 레이다 데이터 획득 및 분석 – 레이다 정보 및 표적 종류

- 레이다 측정 환경 구축

- Ancortek社 980AD2 (X-band, FMCW)

- ✓ Bandwidth: 40 MHz

- ✓ Sweep time: 0.5 ms

- ✓ Samples/chirp: 256



[측정 환경]



[레이다 운용 및 데이터 획득]

- 표적 종류 (Classes)

- 소형 드론, RC카, 사람



드론#1  
(SYMA X8HW)



드론#2  
(SYMA X5)



드론#3  
(SYMA X20)



RC카  
(NOMAD)



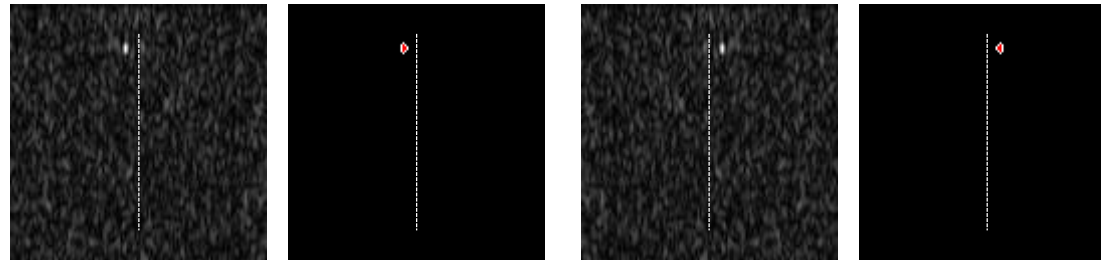
사람

소형드론 (비행시간 <5분, 충전시간 >60분)

# 레이다 데이터 획득 및 분석 – 데이터 증강 (augmentation)

- 딥러닝 모델 학습 시 **overfitting** 방지 및 **generalization** 확보 필요
  - RCS, SNR 및 이동 경로 등과 같은 표적 고유의 특성과 무관한 모델 학습을 위한 과정 필수적
  - 딥러닝 모델이 표적 종류 (소형 드론, RC카, 사람) 고유의 특성을 학습하여 표적을 식별 할 수 있도록 다양한 종류의 augmentation 기법 적용
    - ✓ Random horizontal flip, random translation (jittering), label smoothing 등

## ① 입력 데이터



Input/Target Pair  
without Horizontal Flip

Input/Target Pair  
with Horizontal Flip

## ② Ground Truth



Input/Target Pair  
without Random Translation

Input/Target Pair  
with Random Translation

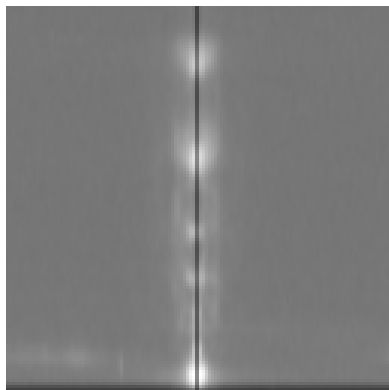
# 레이다 데이터 획득 및 분석 – 데이터 증강 (augmentation)

- **Augmentation 적용 전 range-Doppler map 분포 특성**

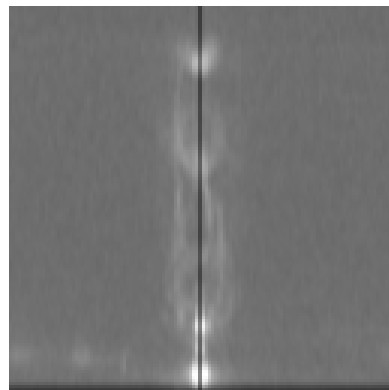
- Train (3.8만장), valid (7.3천장)의 RD-map을 더한 뒤 normalize 결과 (흰색일 수록 큰 값)
- 측정된 데이터는 표적이 특정 range 영역에 몰려 있고, 표적 속도가 제한적
- 사람 표적의 SNR이 상대적으로 다른 표적들 (소형 드론, RC카) 대비 매우 큼

- **Augmentation 적용 후**

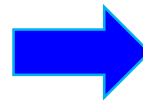
- (Train set) 모든 거리/속도 영역에 표적 고르게 분포 (매우 빠르거나 느린 표적 모두 대응 가능)
- 표적의 SNR 혹은 신호 세기를 딥러닝 모델이 활용하지 않고, 표적의 고유 특성을 활용하도록 유도



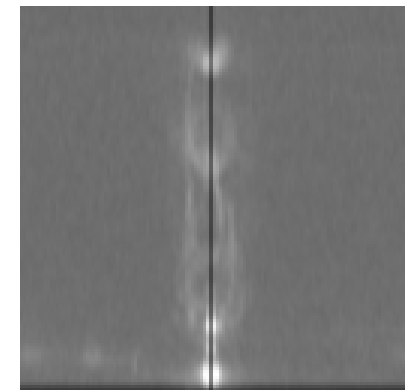
Train Set  
(All Classes)



Valid Set  
(All Classes)



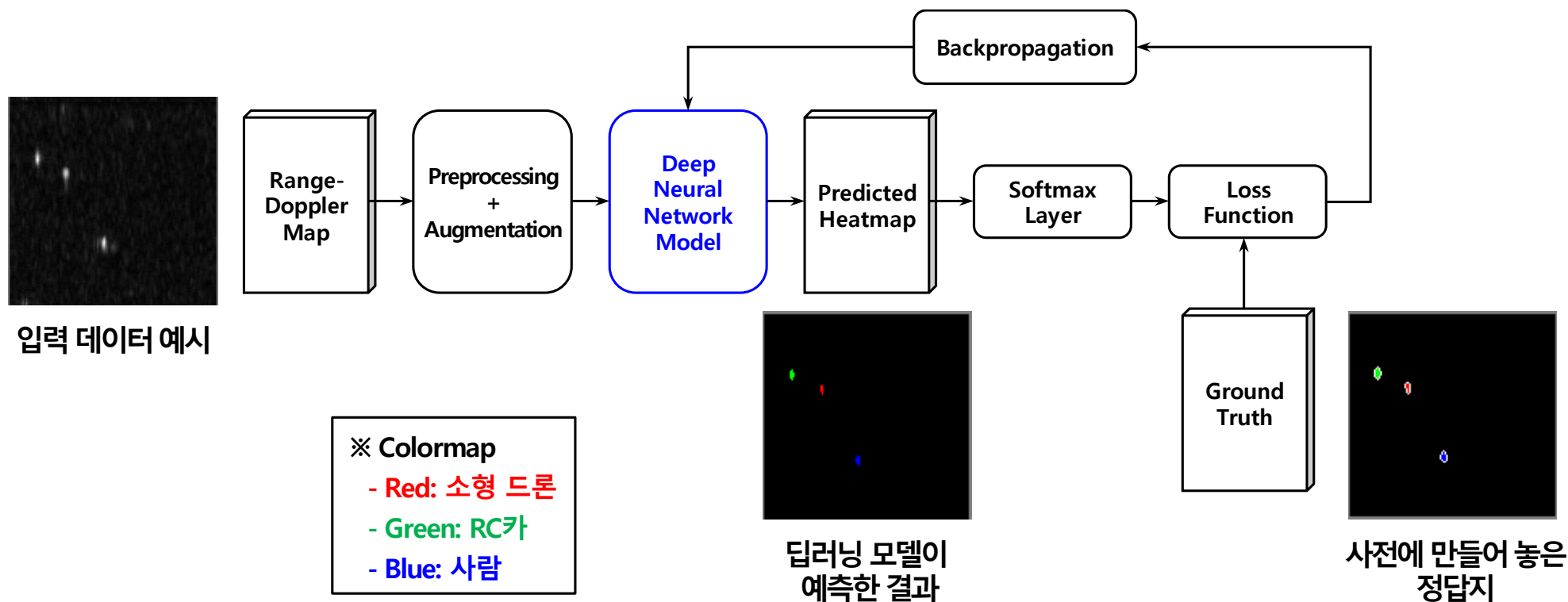
Train Set  
(All Classes)



Valid Set  
(All Classes)

# 딥러닝 기반 레이다 탐지 및 식별 - 모델 학습 구조

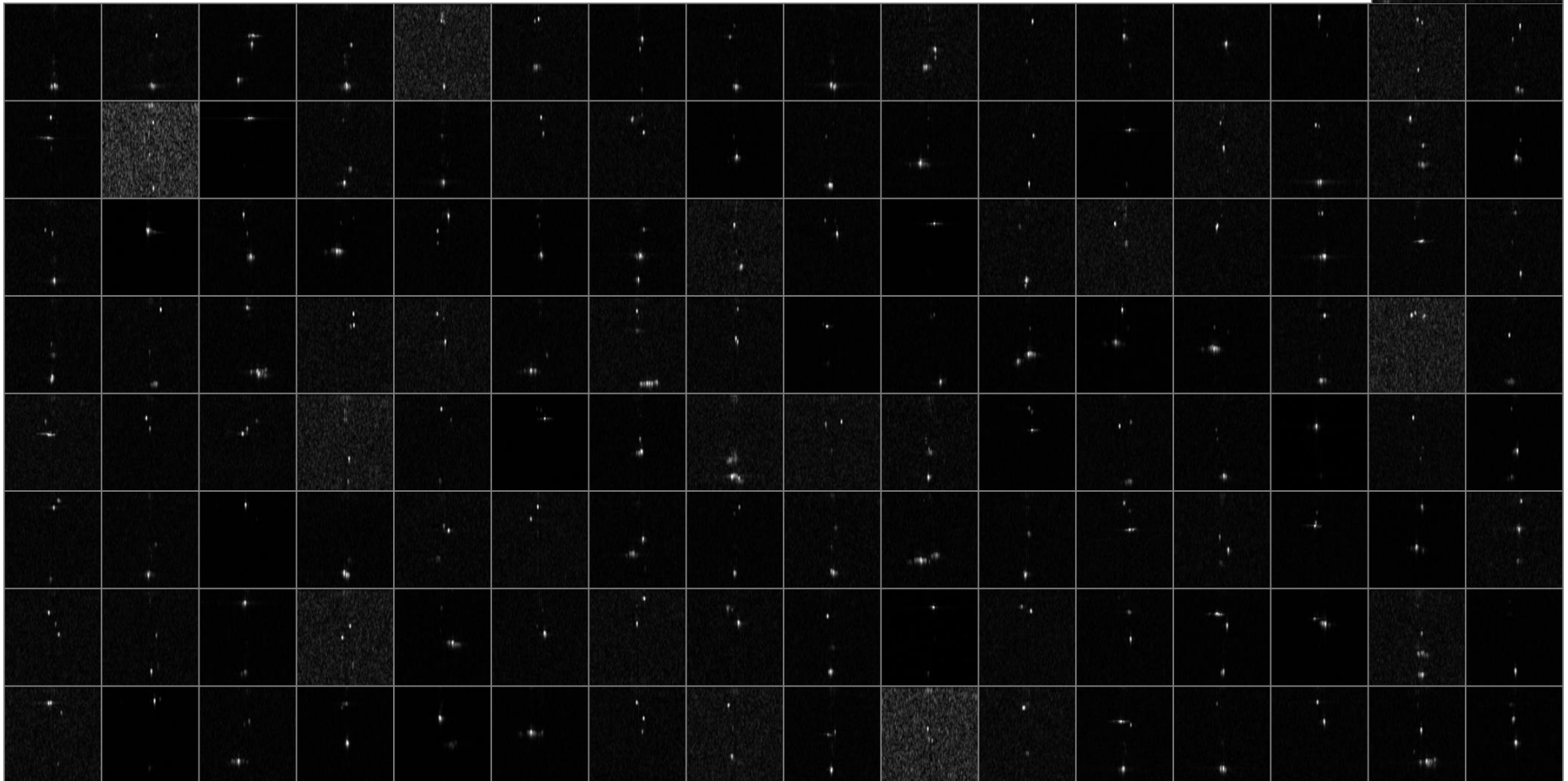
- 다음과 같은 딥러닝 모델 학습 구조와 데이터 세트 (①입력 데이터, ②ground truth)를 구성하여, 기존 전통적인 레이다 신호처리 알고리즘인 CFAR 알고리즘 대비 표적의 종류까지 추가적으로 식별 수행



# 딥러닝 기반 레이다 탐지 및 식별 – 정성적 성능 평가

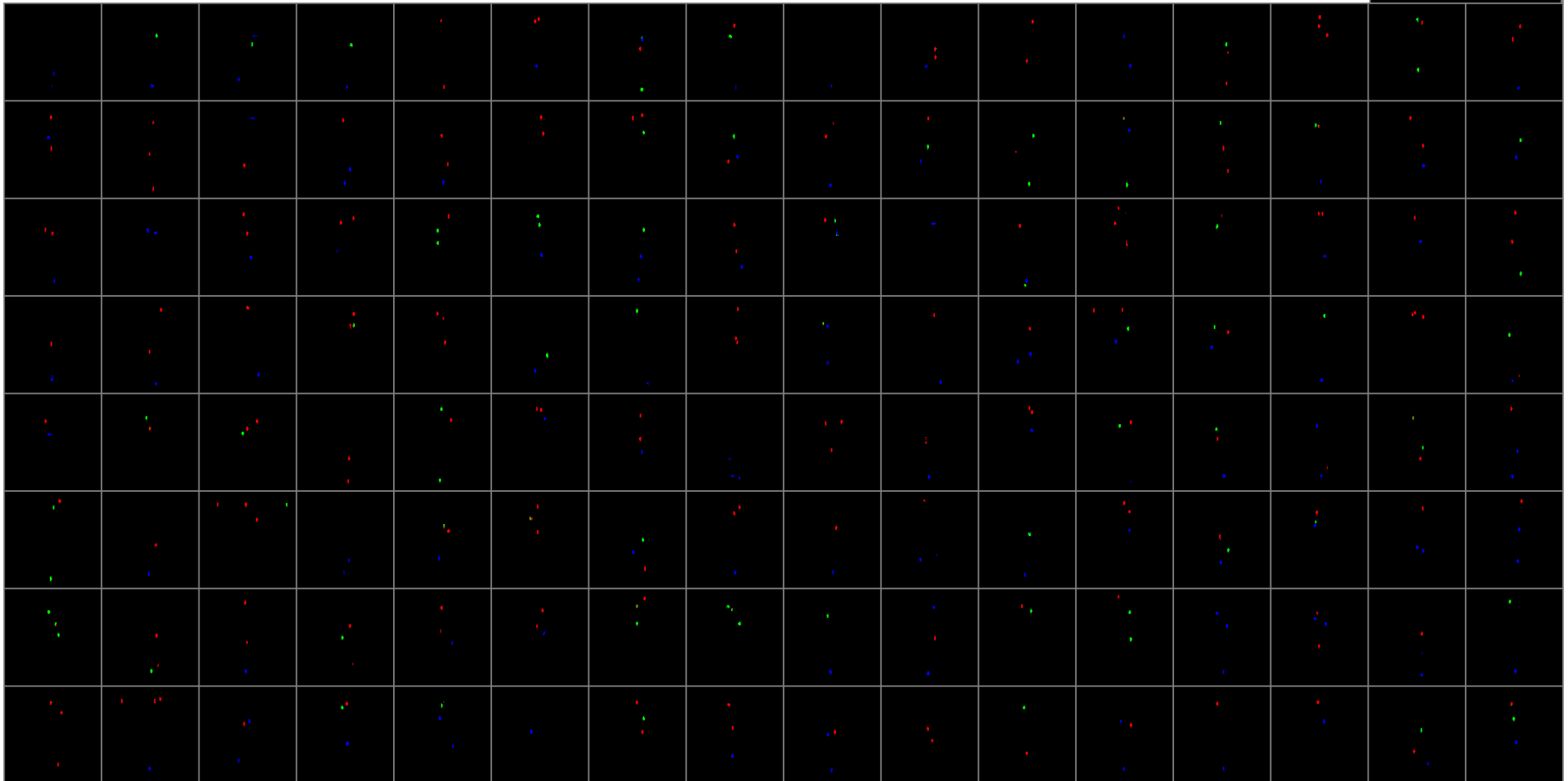
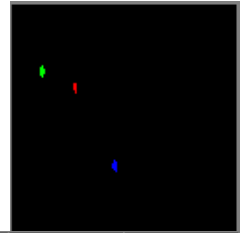
- ① 입력으로 사용된 range-Doppler map 예시

- Augmentation을 통해 표적 특성 다변화 (거리/속도) 및 신호 대 잡음비 (SNR) 반영



# 딥러닝 기반 레이다 탐지 및 식별 – 정성적 성능 평가

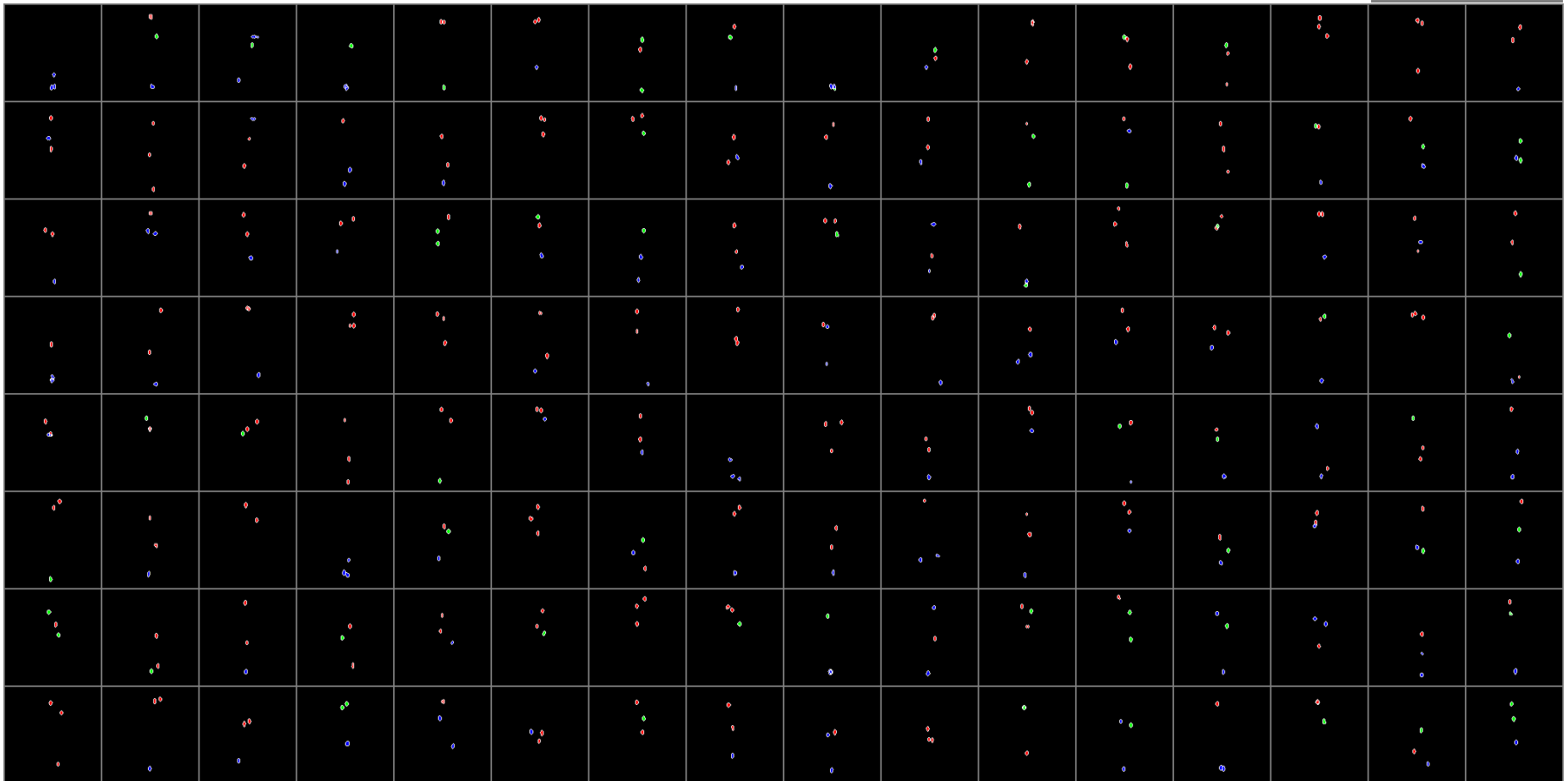
- 딥러닝 모델이 예측한 결과
  - 딥러닝 알고리즘 기반 표적 탐지 및 식별 능력 확보





# 딥러닝 기반 레이다 탐지 및 식별 – 정성적 성능 평가

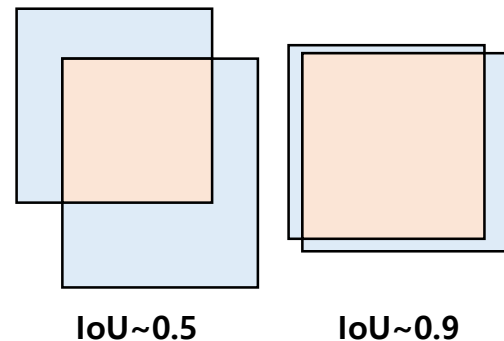
- ② Ground truth로 활용된 데이터 예시



# 딥러닝 기반 레이다 탐지 및 식별 – 정량적 성능 평가

- 두 가지 모델에 대한 ablation study 결과

- CCAE: Customized Convolutional Auto Encoder 구조 모델
- MU-Net: Modified U-Net 구조 모델



$$mACC = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \frac{TP_c + TN_c}{TP_c + TN_c + FP_c + FN_c}$$

$$mIoU = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C IoU_c$$

$$IoU = \frac{target \cap prediction}{target \cup prediction}$$

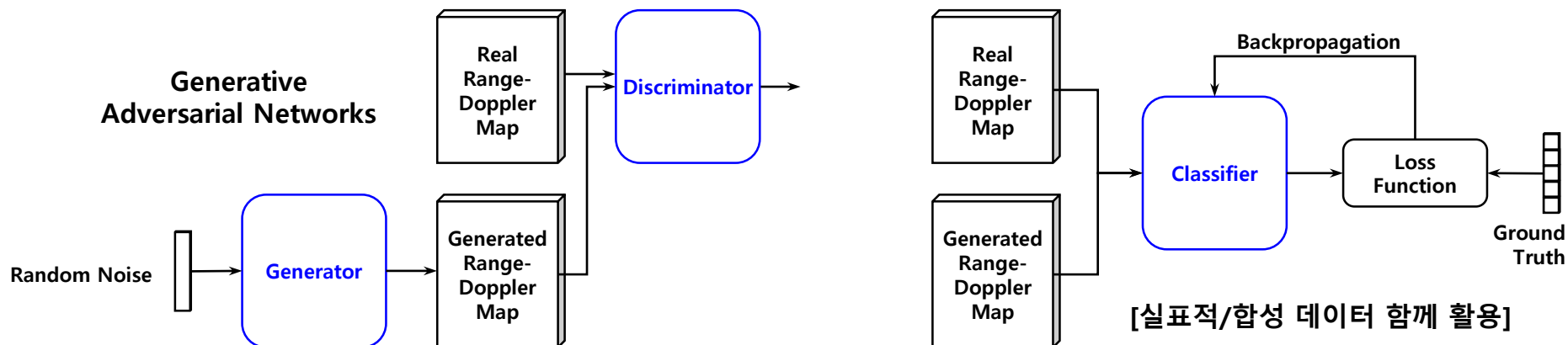
Model	mACC	mIoU
CCAЕ128	0.7983	0.5209
CCAЕ256	0.8144	0.5322
CCAЕ512	0.8133	0.5097
MU-Net512	0.8604	0.6237
MU-Net1024	0.8636	0.6278

## Part 3. GANs (Generative Adversarial Networks) 기법을 활용한 데이터 증강

---

# 연구배경 및 필요성

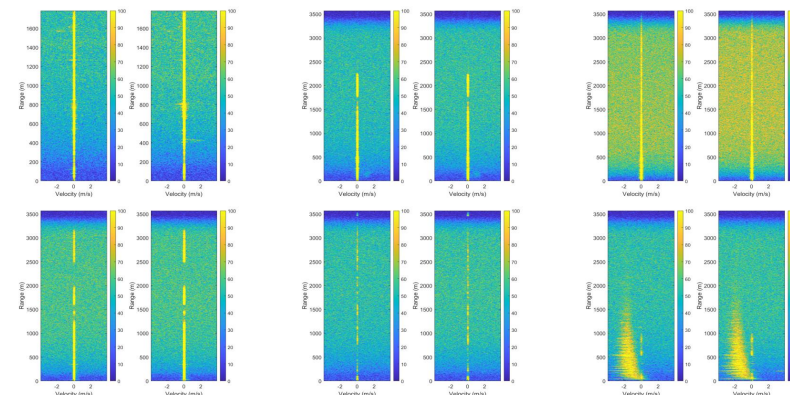
- 부족한 데이터 세트의 한계를 넘어 높은 표적 탐지 성능을 확보할 수 있을까?



- 보다 다양한 작전 환경에 대해 레이다 데이터를 증강할 수 있을까?



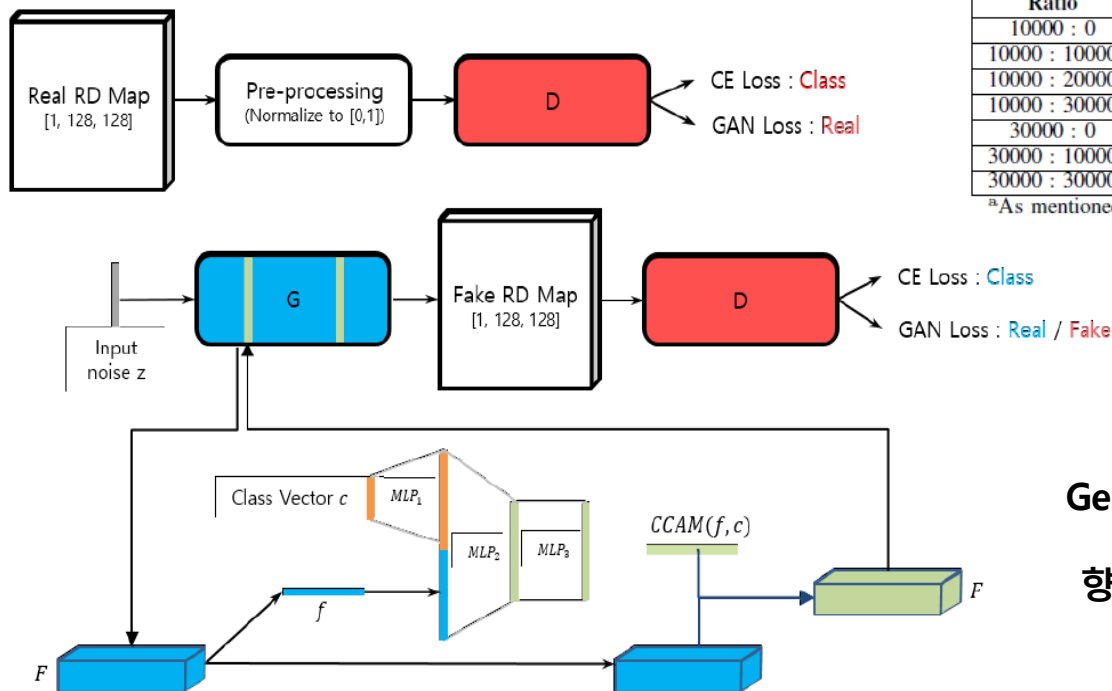
[단일 측정 환경]



[다양한 작전 환경]

# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

- Generative Adversarial Networks (GANs) 기법을 이용하여 생성한 드론의 합성 데이터를 실제 드론 데이터와 함께 활용하여 딥러닝 기반 classification 모델의 성능을 높임



Real : Fake Ratio	cGAN Model			
	None	cGAN ( [I2] + [20] + [21] )	cGAN + PIN <sup>a</sup>	cGAN + PIN + CCAM
10000 : 0	69.82	-	-	-
10000 : 10000	-	62.01	69.67	70.12
10000 : 20000	-	63.19	70.08	73.50
10000 : 30000	-	63.88	70.76	74.14 (+4.32)
30000 : 0	87.34	-	-	-
30000 : 10000	-	83.55	88.45	88.25
30000 : 30000	-	83.76	88.91	90.91 (+3.57)

<sup>a</sup>As mentioned at the previous section, PIN is per-image normalization

실제 학습 데이터가 상대적으로 적은 경우  
Generative Adversarial Networks (GANs)을 이용하여  
합성된 데이터를 함께 활용하여 모델을 학습하면  
향상된 Classification 성능 (+4.32 / +3.57) 확보 가능

[cGAN 및 Conditioning Channel Attention Module (CCAM) 이용한 학습 구조]

Source: SeongUk Park, et al., "Range-Doppler Map Augmentation by Generative Adversarial Network for Deep UAV Classification", IEEE Radar Conference 2022

# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

- 컴퓨터 비전 도메인에서 딥러닝 모델은 배경을 무시하고 객체의 대표적인 특징을 추출하는 방향으로 학습이 진행되는 것으로 알려짐

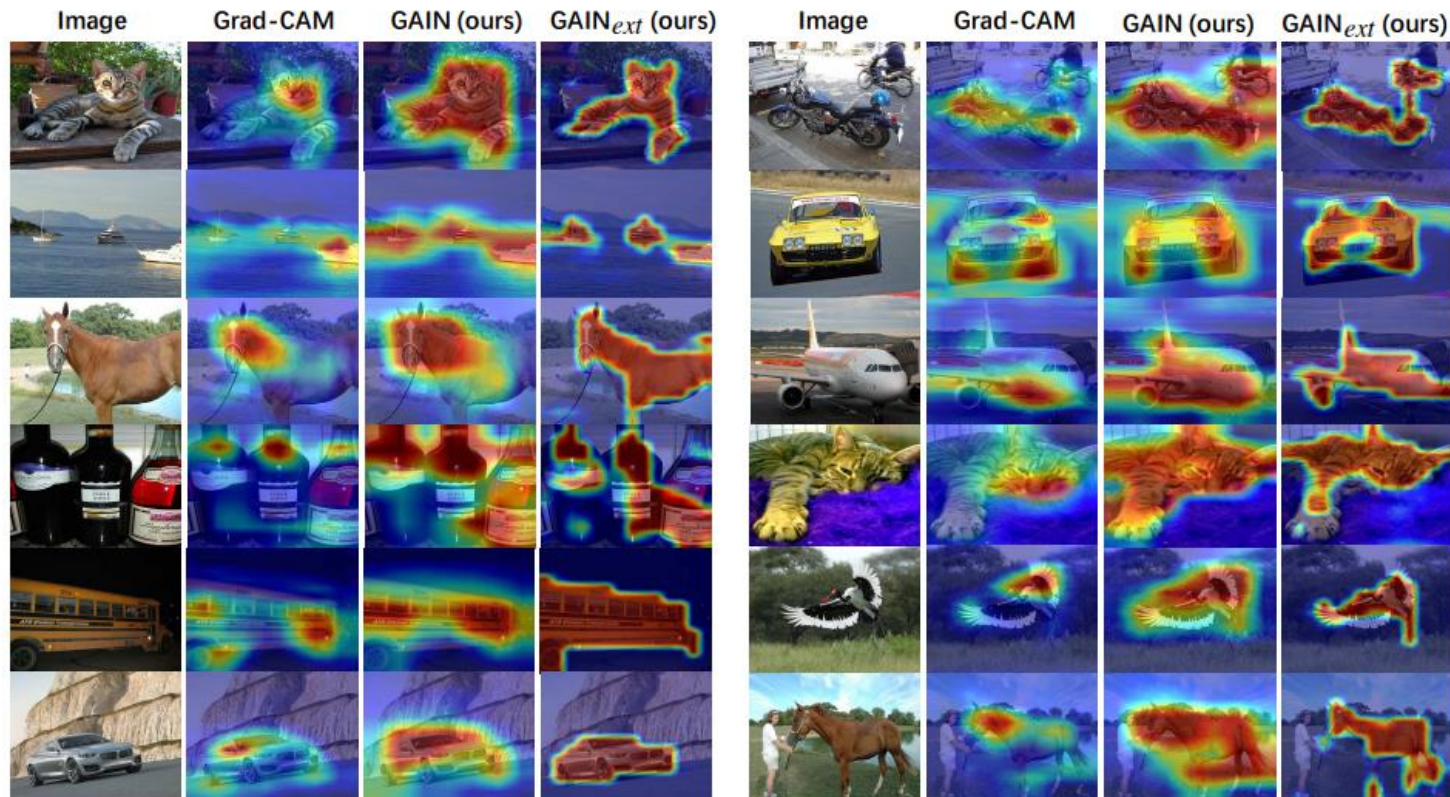
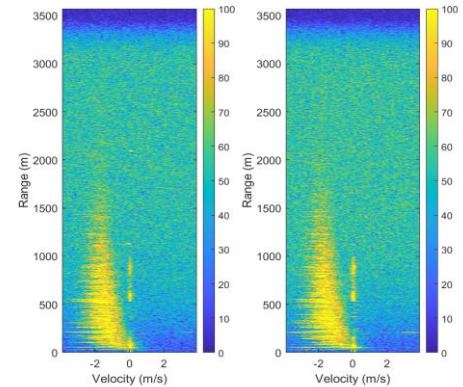
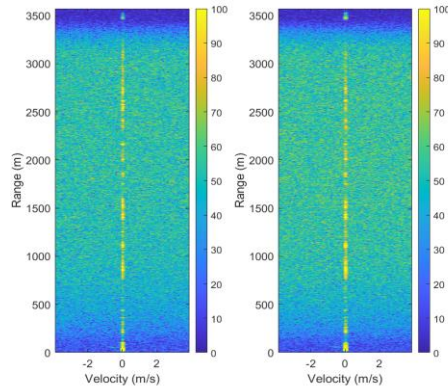
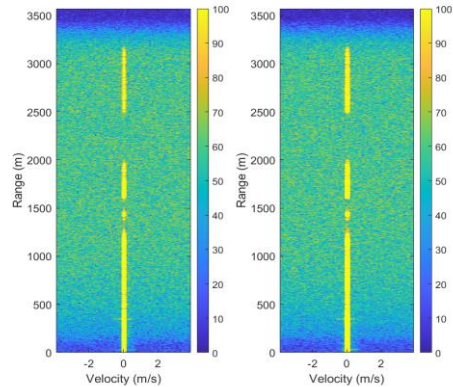
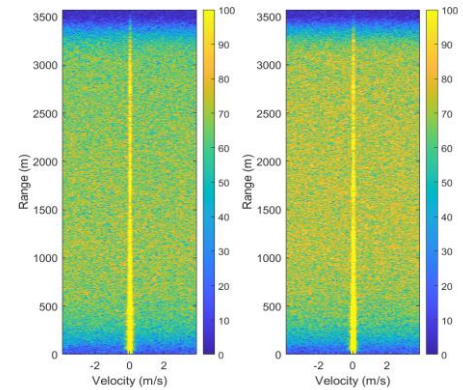
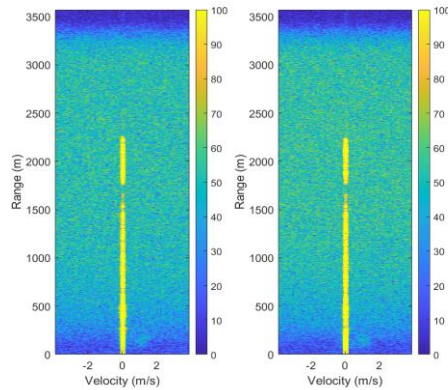
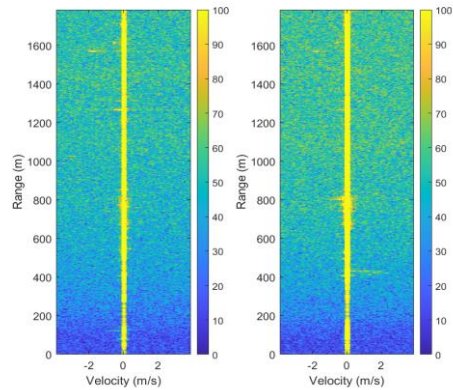


Figure 5. Qualitative results of attention maps generated by Grad-CAM [24], our GAIN and GAIN<sub>ext</sub> using 200 randomly selected (2%) extra supervision.



# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

- Range-Doppler map은 표적과 배경신호 (노이즈, 클러터, 간섭 등)으로 구성
  - 픽셀들 중, 배경신호 대비 표적신호는 매우 sparse한 특성을 보임
  - 환경 변화에 따른 배경신호의 특성이 매우 뚜렷함
  - 딥러닝 모델이 객체의 특징 영역을 추종하기 보다, 배경신호의 특징을 추종하려는 경향이 강함



# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

- 다음과 같은 측정 데이터셋 조합을 확보한 상황에서,

- 모든 측정 환경과 모든 표적 종류 조합에 대해 레이다 데이터를 측정하고 데이터셋을 확보하는 것은 상당한 양의 인력, 시간 자원과 금전적 비용이 필요함
- 방산 분야는 제한된 예산으로 정해진 기한 안에 주어진 목표를 달성 하는 것을 요구하므로,
- GANs (Generative Adversarial Networks) 기법을 활용하여 측정하지 않은 데이터셋 확보 추진

측정 환경 \ 표적 종류	사람	선박	드론A	드론B
들판	①			
해안가		②	☆(생성모델 학습), ★(분류기 테스트), △(생성)	
산악지형			③	
천변				④

- 제안하는 GANs 기반 데이터 증강 방식의 효과 파악을 위해서,

- ✓ 측정된 해안가 – 드론A 표적 데이터 일부를 생성모델 학습용 데이터셋 (☆), 나머지를 테스트셋 (★)으로 분리,
- ✓ 데이터셋(③, ☆)을 이용해서 GANs 기반 데이터 증강 방식으로 해안가 – 드론A 표적 데이터(△)를 생성하고,
- ✓ 생성된 데이터셋(△)과 기 확보한 데이터셋(①~④)을 함께 이용하여 분류기를 학습하고,
- ✓ 사전에 측정된 해안가 – 드론A 표적 데이터(★)를 이용해서 성능 개선 효과를 분석함

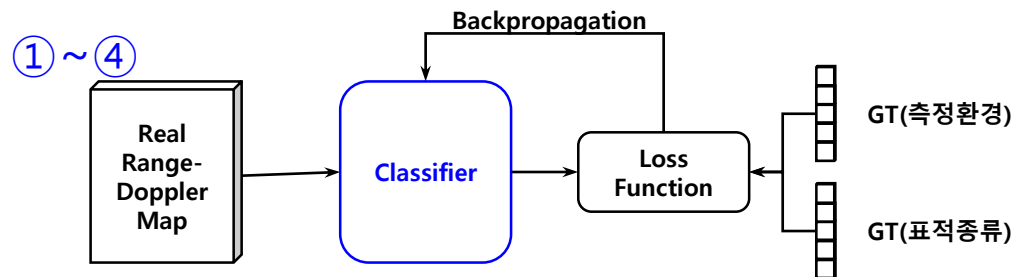


# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

## • 실험 환경 (1/4)

- 실 표적 데이터셋 (①~④) 만을 이용하여 Classification Model 학습 하고 (①~④) 이용해서 성능 평가 수행

✓ Baseline Model #1



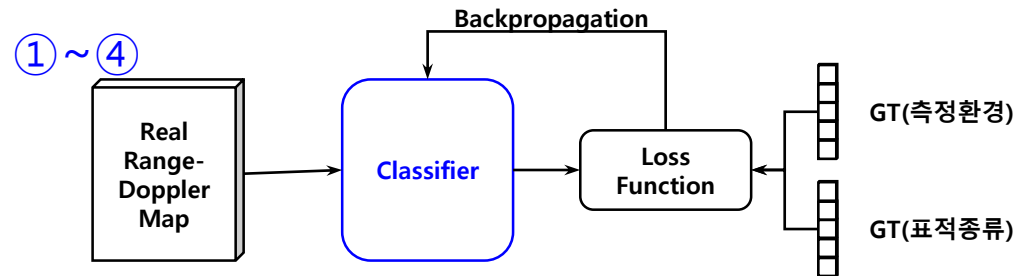
측정 환경 \ 표적 종류	사람	선박	드론A	드론B
들판	①			
해안가		②	☆(생성모델 학습), ★(분류기 테스트), △(생성)	
산악지형			③	
천변				④

※ ①~④의 학습 데이터셋과 평가 데이터셋은 서로 분리되어 있음

# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

## • 실험 환경 (2/4)

- 실 표적 데이터셋 (①~④) 만을 이용하여 Classification Model 학습 하고 (①~④, ★) 이용해서 성능 평가 수행
  - ✓ Baseline Model #2



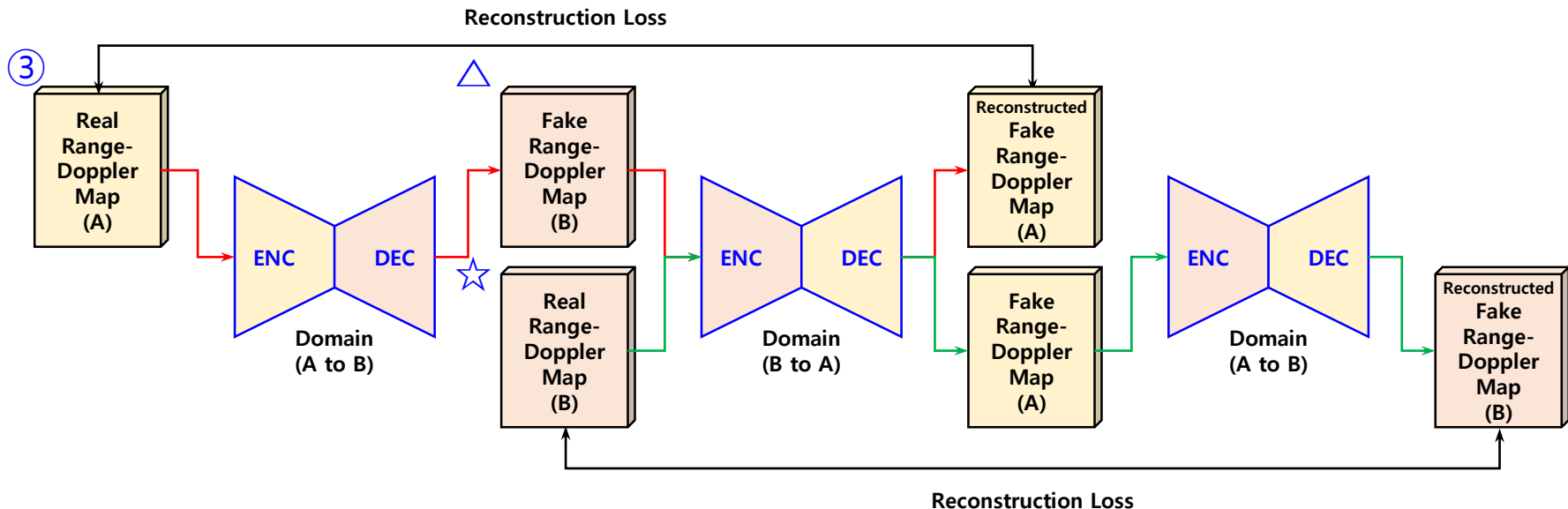
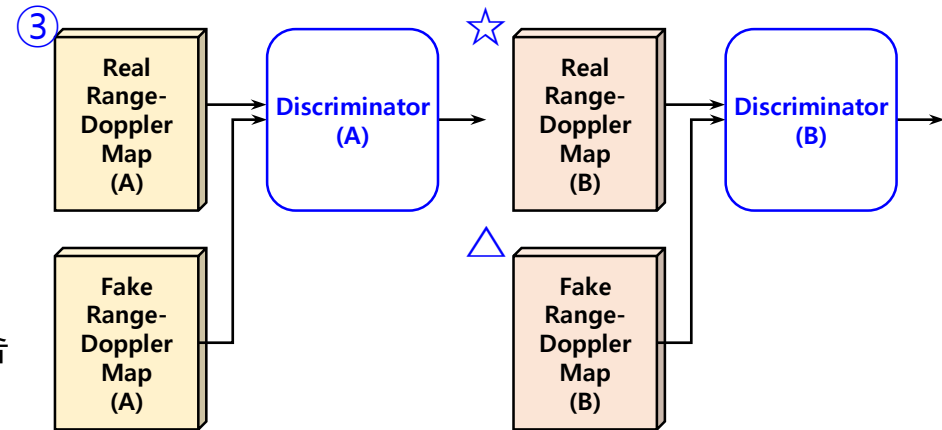
측정 환경 \ 표적 종류	사람	선박	드론A	드론B
들판	①			
해안가		②	☆(생성모델 학습), ★(분류기 테스트), △(생성)	
산악지형			③	
천변				④

※ ①~④의 학습 데이터셋과 평가 데이터셋은 서로 분리되어 있음

# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

## • 실험 환경 (3/4)

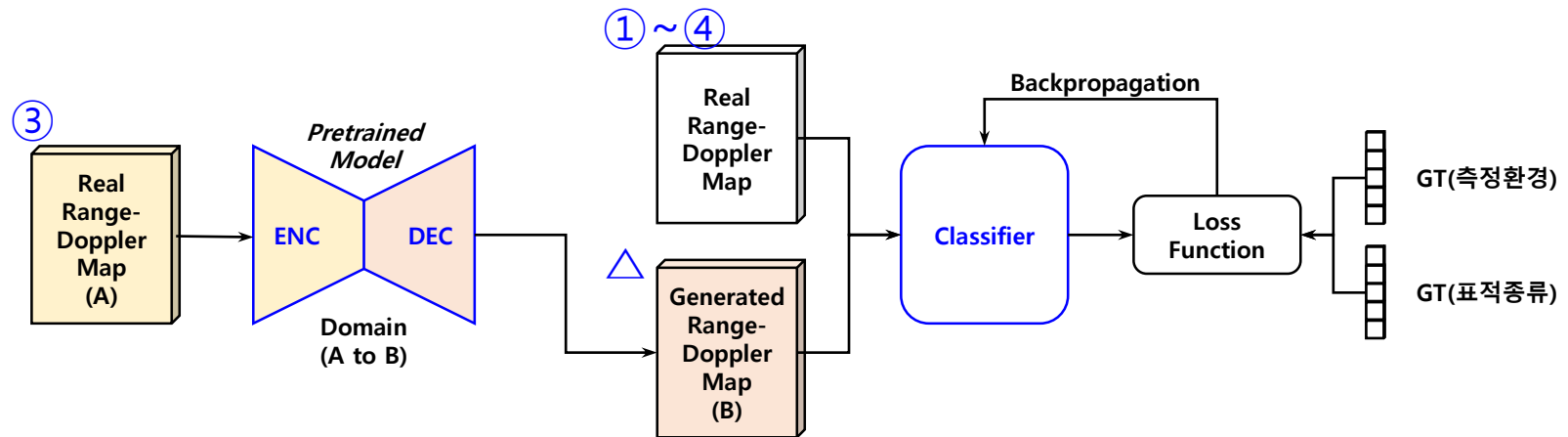
- CycleGAN 기법 활용하여
- A 도메인 데이터(③, 산악지형 - 드론 A)를
- B 도메인 데이터(△, 해안가 - 드론 A)로
- 잘 변환할 수 있는 Generator (ENC/DEC)를 학습
  - ✓ A to B



# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

## • 실험 환경 (4/4)

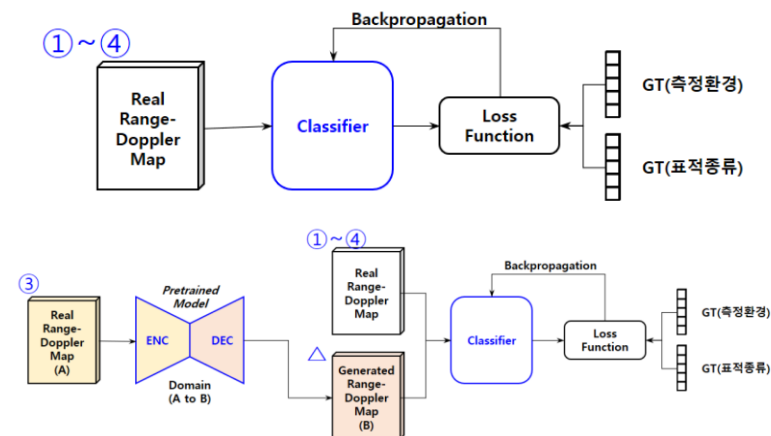
- 잘 학습된 CycleGAN 모델은
- 실 표적 데이터셋 (①~④)과 생성된 가상 데이터셋 (△) 을 이용하여 Classification Model 학습 하고 남겨 두었던 테스트셋 (★) 으로 성능 평가 수행



# GANs 기반 데이터 증강을 통한 성능 개선

## • 성능 평가

- GANs 기반 데이터 증강 기법을 통해,
- 특정 표적 데이터를 모든 환경에 대해 확보하지 못해도,
- 제한된 종류의 데이터셋만 가지고도,
- 충분한 수준의 식별 성능 확보할 수 있음을 보임



Model	Training Set	Test Set	들판	해안가	산악	천변	사람	선박	드론A	드론B
Baseline#1	①~④	①~④	93.70	98.67	100.00	100.00	100.00	100.00	97.44	100.00
Baseline#2	①~④	①~④, ★	99.00	52.20	100.00	100.00	100.00	100.00	53.15	99.20
Proposed	①~④, △	①~④, ★	99.20	97.25	100.00	92.80	98.70	100.00	86.00	82.40

측정 환경 \ 표적 종류	사람	선박	드론A	드론B
들판	①			
해안가		②	☆(생성모델 학습), ★(분류기 테스트), △(생성)	
산악지형			③	
천변				④

※ ①~④의 학습 데이터셋과 평가 데이터셋은 서로 분리되어 있음

## Part 4. 물리광학법 (Physical Optics) 기법을 활용한 데이터 증강

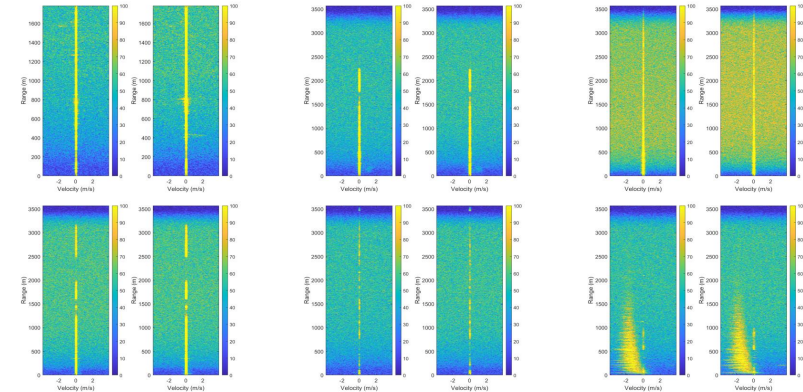
---

# 연구배경 및 필요성

- 보다 다양한 작전 환경에 대해 레이다 데이터를 증강할 수 있을까?



[단일 측정 환경]



[다양한 작전 환경]

- 보다 다양한 종류의 표적 데이터를 증강할 수 있을까?



제어 및 통제가 가능한 표적  
(드론, RC카, 사람 등)



제어 및 통제가 매우 어려운 표적  
(비행기, 새 등)



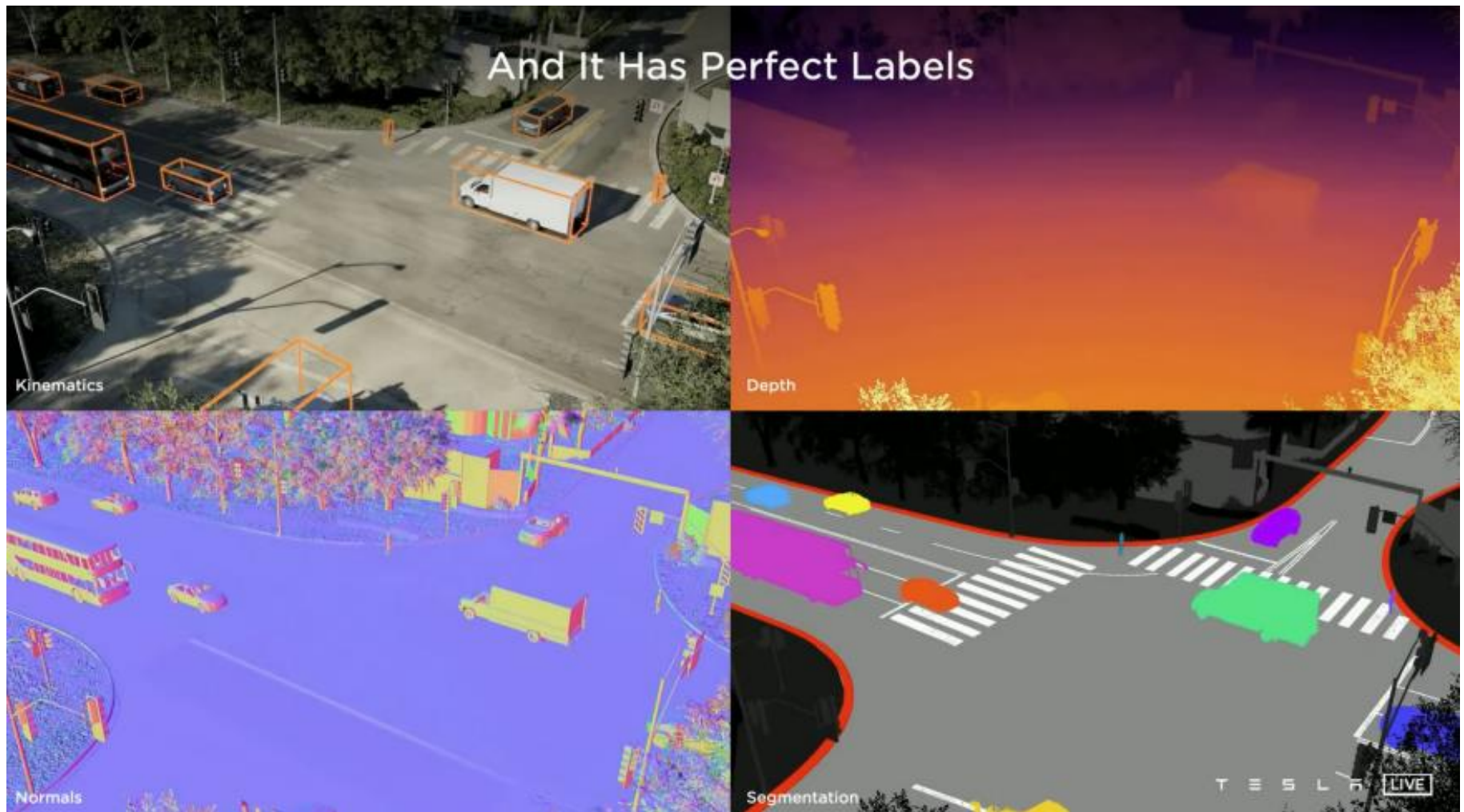
# 표적 데이터 합성의 필요성 (1/3)



Source: Tesla AI Day, <https://www.youtube.com/watch?v=j0z4FweCy4M>, 2021.08.20.



## 표적 데이터 합성의 필요성 (2/3)



Source: Tesla AI Day, <https://www.youtube.com/watch?v=j0z4FweCy4M>, 2021.08.20.

## 표적 데이터 합성의 필요성 (3/3)

### Simulation Helps When Data

Is Difficult to Source



Is Difficult to Label



Is Closed Loop



### What's Needed to Make This Happen?

TESLA LIVE

Source: Tesla AI Day, <https://www.youtube.com/watch?v=j0z4FweCy4M>, 2021.08.20.

# 다양한 레이다 데이터 모델링 기법

- 점 산란체 모델 또는 전자파 수치해석 방법을 사용하여 움직이는 표적에 대한 레이다 수신 신호 생성 가능
  - 저주파 해석법: Method of Moment (MOM), Multilevel Fast Multipole Method (MLFMM), Finite-Difference Time Domain (FDTD)
  - 고주파 해석법: Geometrical Optics (GO), **Physical Optics (PO)**

항목	점 산란체 모델 (Ideal Point Scatterer Model)	수치 해석 방법 (PO, Physical Optics)
표적 표현 방식	포인트 클라우드 (Point Cloud)	삼각형 메쉬 (Triangle Mesh)
계산 정확도	낮음	높음 (높은 주파수 영역)
다중반사해석	불가능	다중반사해석이 가능한 방법들이 존재 (Iterative PO, Shooting and Bouncing Ray PO 등)
계산 속도	빠름	느림 (일반적인 수치해석 기법들 중에서는 상대적으로 빠른 편이며, GPU 기반의 병렬처리 기법 등을 적용하여 속도 개선 가능)
메모리 사용량	낮음	높음 (수치 해석 방법들 중에는 낮은 편)
은면 제거	미반영	반영 (GPU 기반의 Ray-Tracing 기법을 적용하여 은면 제거 속도를 개선한 방법들이 존재)

# 물리광학법 (PO) 기반 표적의 산란 전개 계산 (1/2)

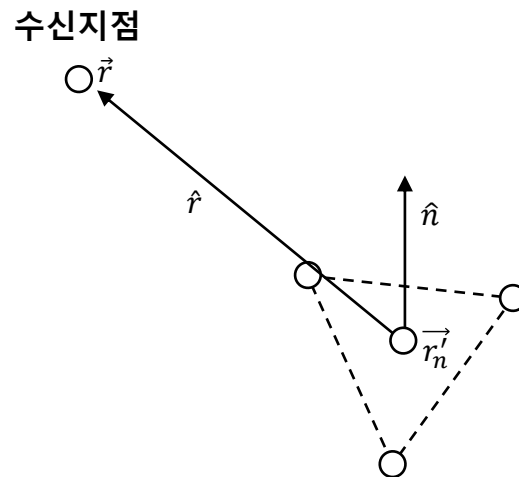
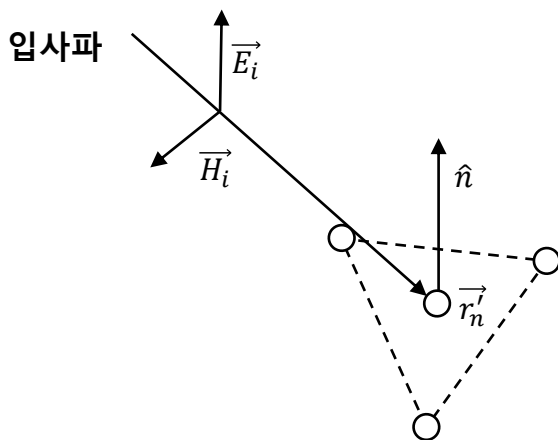
## 물리광학법은

- 메쉬로 구성된 표적의 각 패치에 입사하는 평면파에 의해 유기되는 전류밀도 계산하고,
- 계산된 전류밀도가 수신 지점에 생성하는 전계를 적분하여 산란 전개 획득

$$\overrightarrow{J_s(\vec{r}_n)} = \begin{cases} 2\hat{n} \times \overrightarrow{H_i(\vec{r}_n)} & \text{lit region} \\ 0 & \text{shadow region} \end{cases}$$

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \frac{-j\omega\mu}{4\pi} \sum_{n=1}^N \left\{ \alpha_n S_n \left[ \overrightarrow{J_s(\vec{r}_n)} - \hat{r} \left( \overrightarrow{J_s(\vec{r}_n)} \cdot \hat{r} \right) \right] e^{jk\vec{r}_n \cdot \hat{r}} \right\}$$

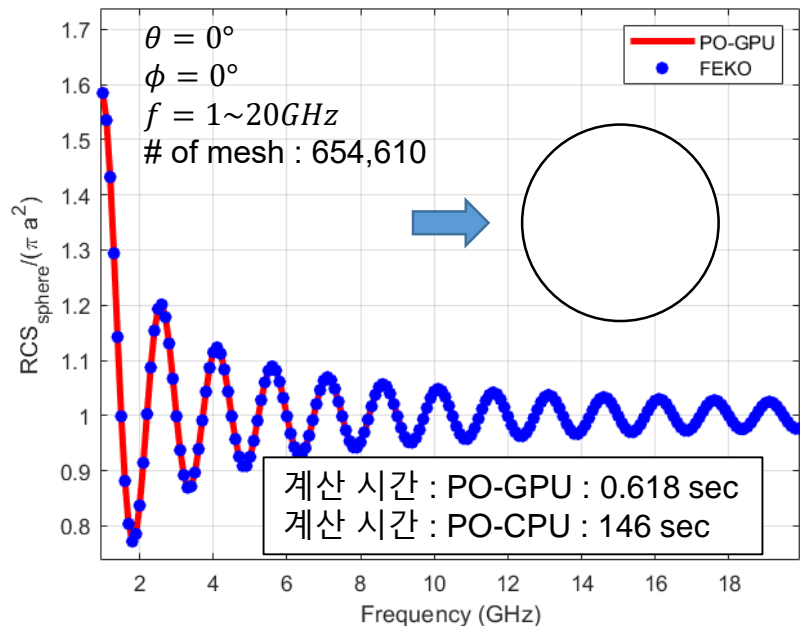
삼각 패치 1개에 대한 산란 전개



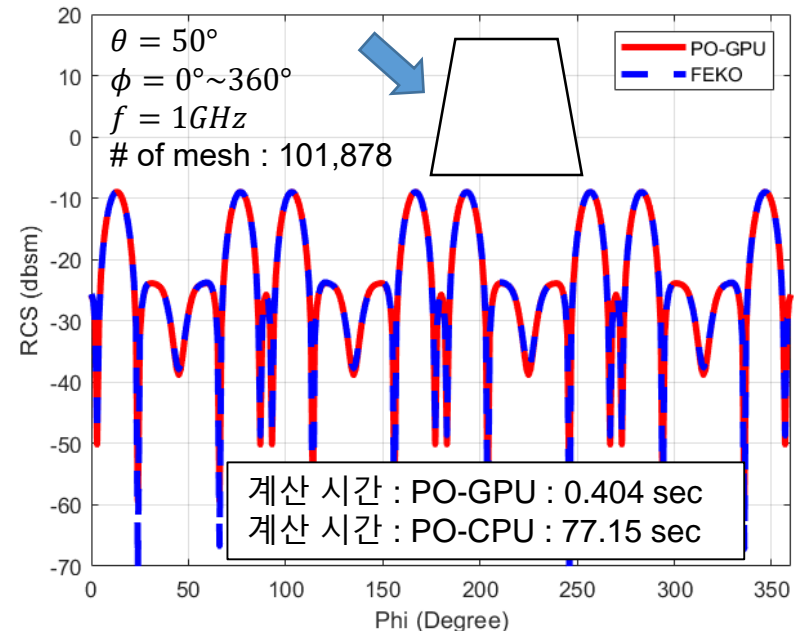
$\alpha_n$ : 삼각 패치 계수  
 $S_n$ : 삼각 패치의 면적  
 $N$ : 삼각 패치의 총 개수  
 $n$ : 삼각 패치의 인덱스

# 물리광학법 (PO) 기반 표적의 산란 전계 계산 (2/2)

- 구현된 물리광학법의 정확성과 계산시간을 상용 SW와 비교하여 검증 수행
  - 간단한 모델을 이용하여 분석한 결과, 상용 SW와 비교하여 거의 동일한 결과 획득
  - GPU (CUDA) 기반으로 구현하여, CPU 대비 연산속도 확보 가능<sup>(\*)</sup>



주파수 정확도 검증

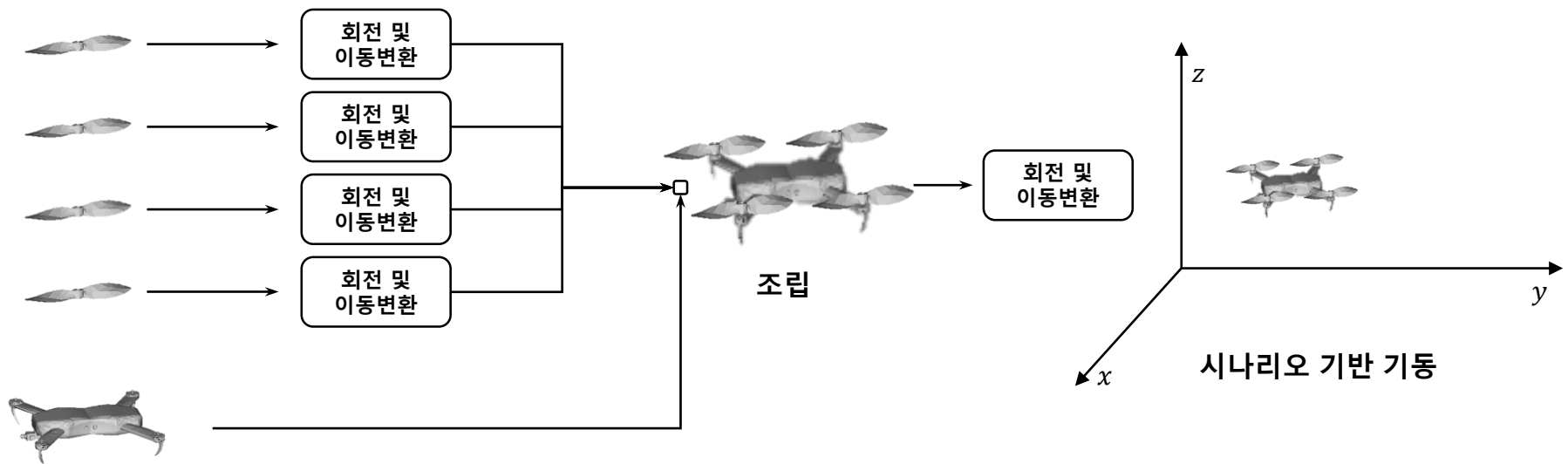


각도 정확도 검증

<sup>(\*)</sup> 계산 시간은 절대적인 의미를 가지지 않음

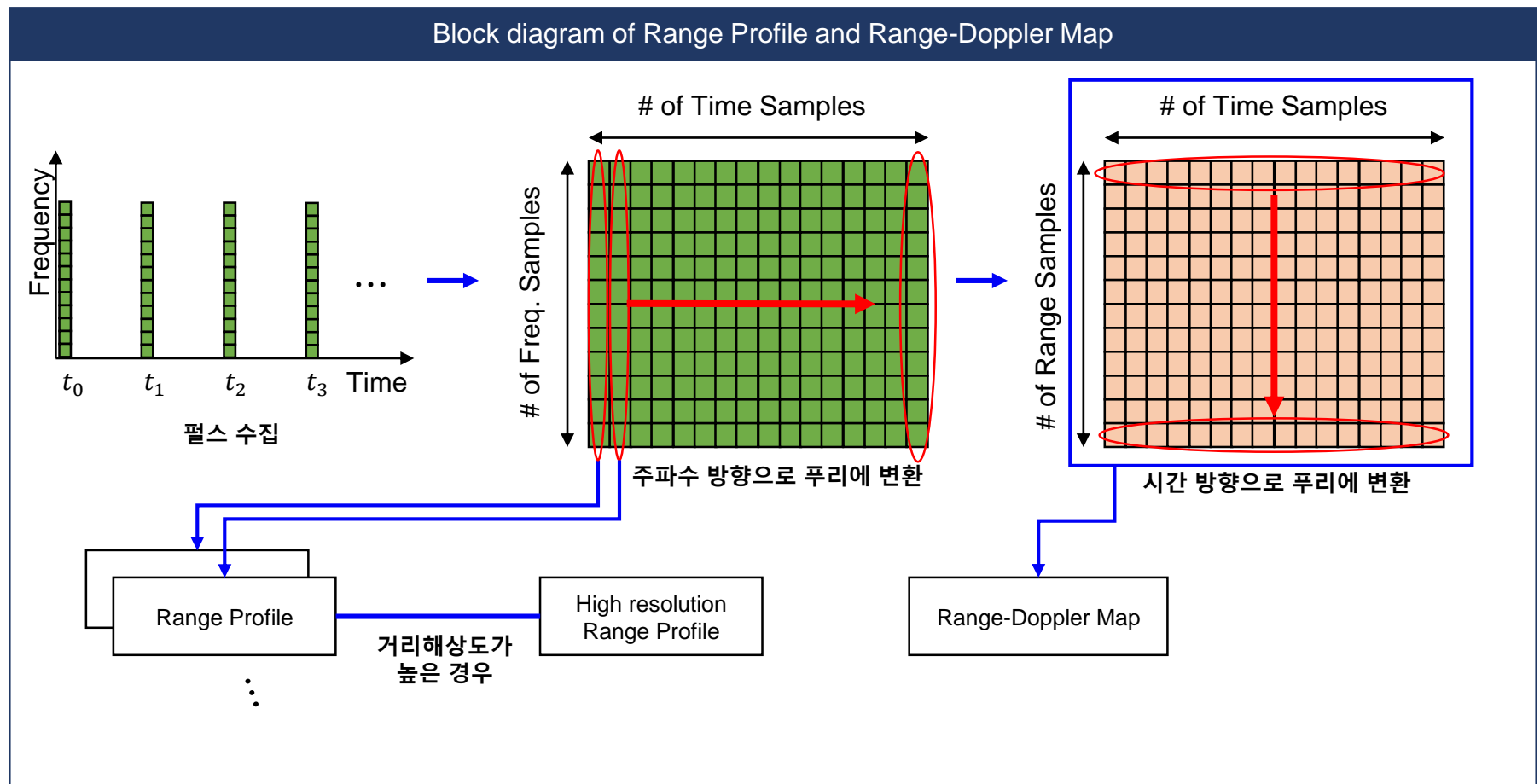
# 3D CAD를 활용한 표적 모델링

- 물리광학법을 실 표적 모델에 적용하기 위해서,
  - 3D CAD 모델을 Mesh로 변환하고,
  - 각 주요 파트별 Mesh의 독립적인 회전/이동변환을 수행
  - 시나리오 기반으로 조립된 파트의 위치 좌표를 변환하며 산란 전개 획득



# 물리광학법 기반 표적 데이터 생성 방법 (1/4)

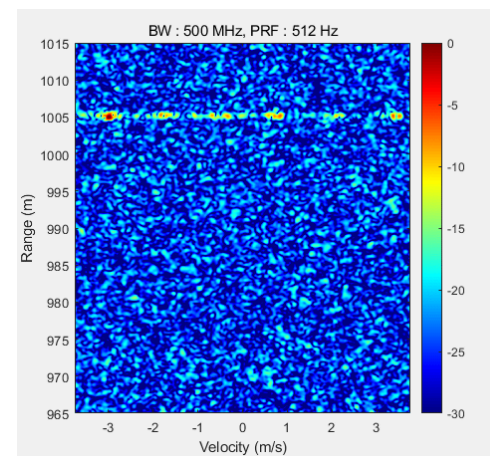
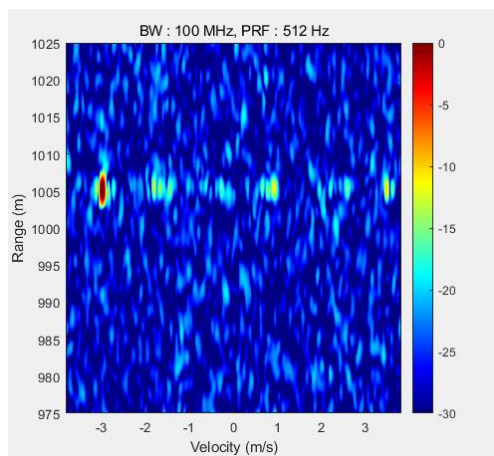
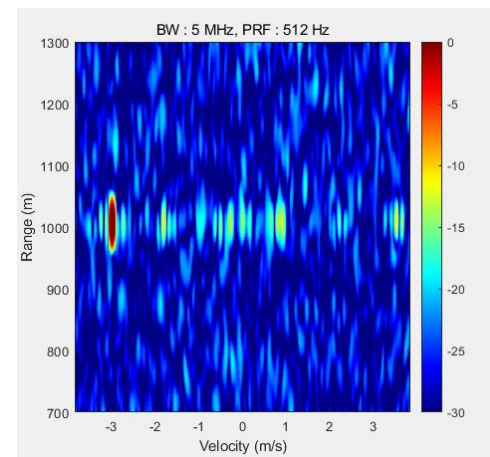
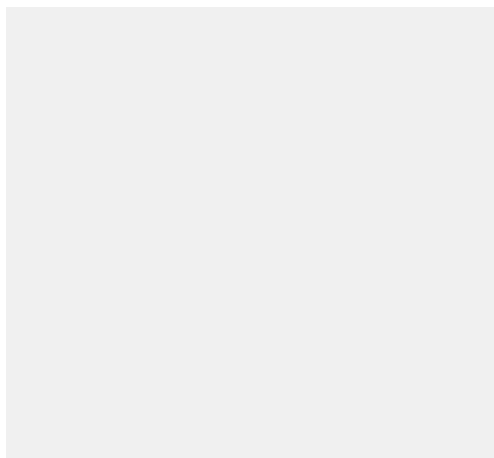
- 획득된 산란 전계는 일반적인 레이더의 I/Q 데이터와 같이 신호처리 가능하며, 아래와 같은 방식으로 range-Doppler map 생성 가능





## 물리광학법 기반 표적 데이터 생성 방법 (2/4)

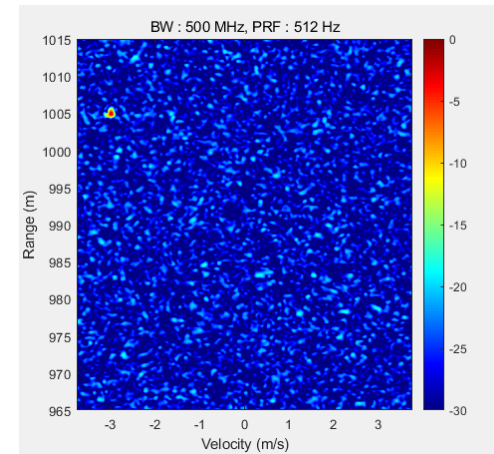
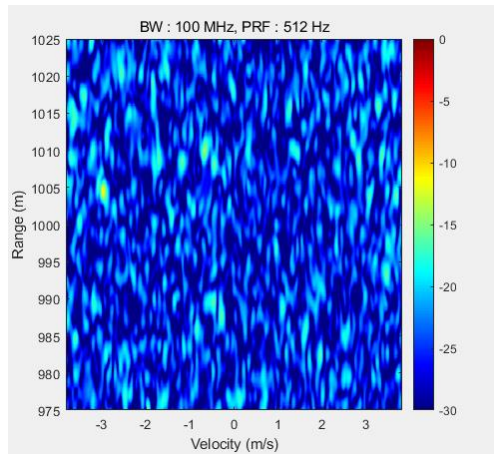
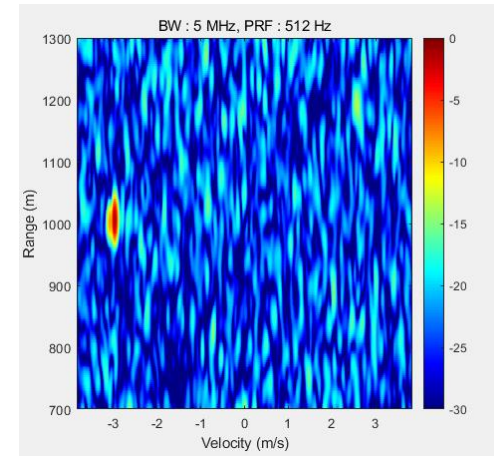
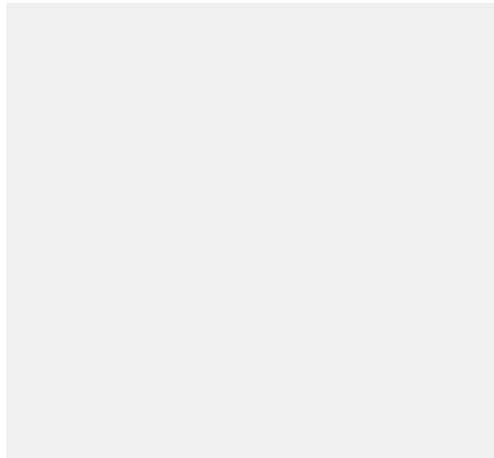
- 대역폭 (bandwidth) 변화에 따른 생성된 드론 표적 데이터 예시
  - 운용주파수: 10 GHz, PRF: 512 Hz





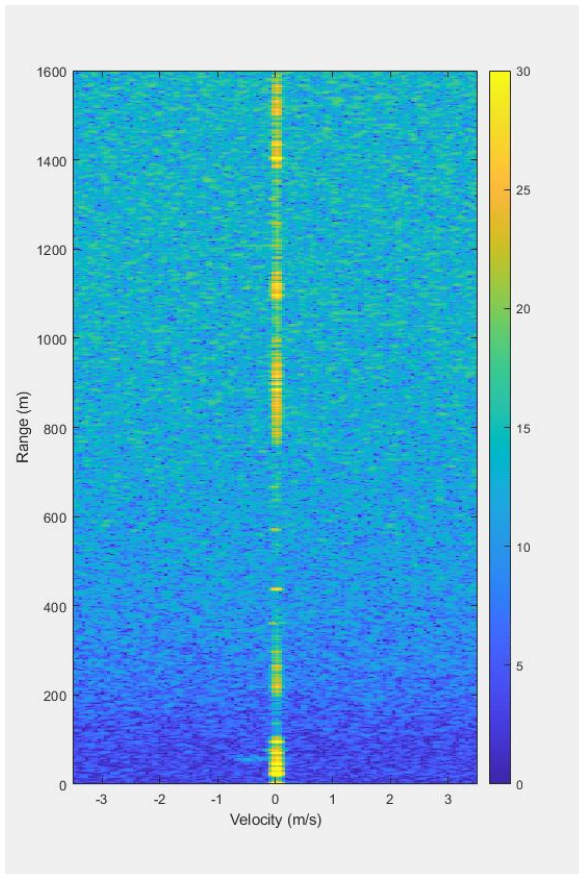
# 물리광학법 기반 표적 데이터 생성 방법 (3/4)

- 대역폭 (bandwidth) 변화에 따른 생성된 새 표적 데이터 예시
  - 운용주파수: 10 GHz, PRF: 512 Hz

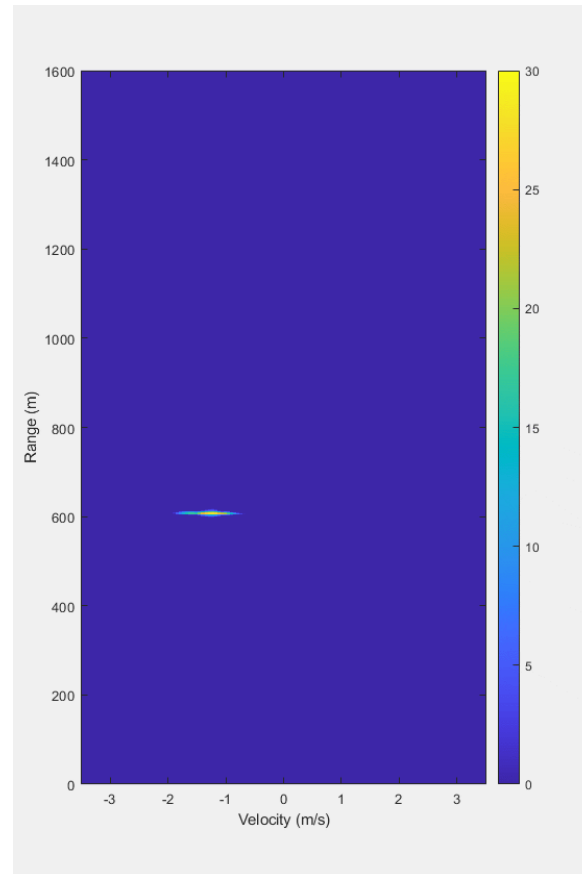


# 물리광학법 기반 표적 데이터 생성 방법 (4/4)

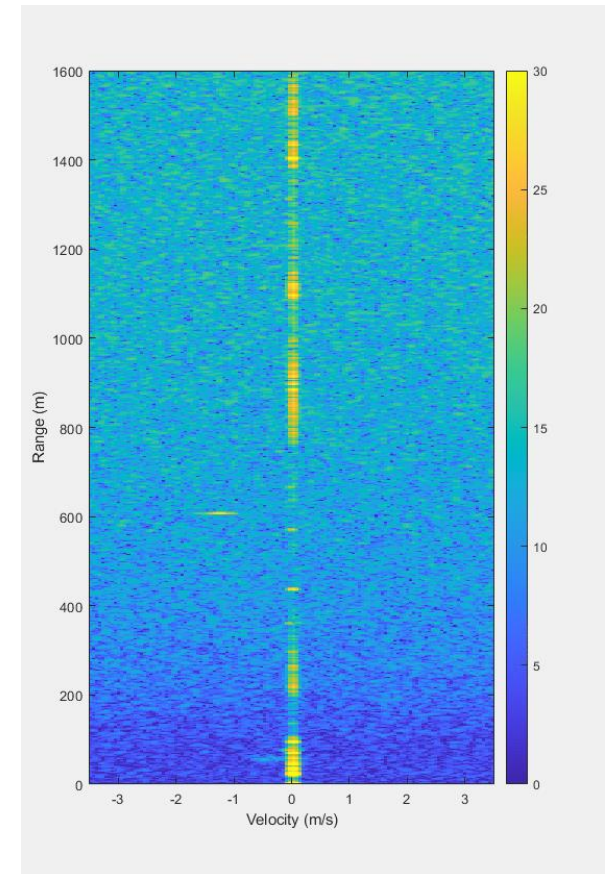
- 사전에 실 측정된 데이터와 생성된 표적 신호를 적절하게 블렌딩하여 레이다 데이터 합성
  - 다양한 환경에서 측정한 데이터와 다양한 종류의 표적 데이터를 합성할 수 있음



[ 실 측정 Range-Doppler Map 데이터 ]



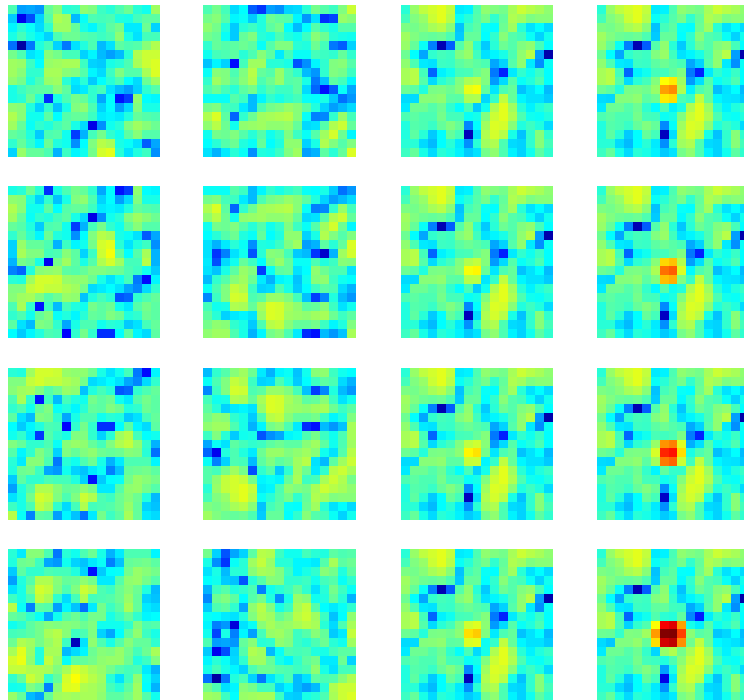
[ 모델링된 표적의 Range-Doppler Map 데이터 ]



[ 합성된 Range-Doppler Map 데이터 ]

# 물리광학법 기반 데이터 증강을 통한 딥러닝 성능 평가 (1/4)

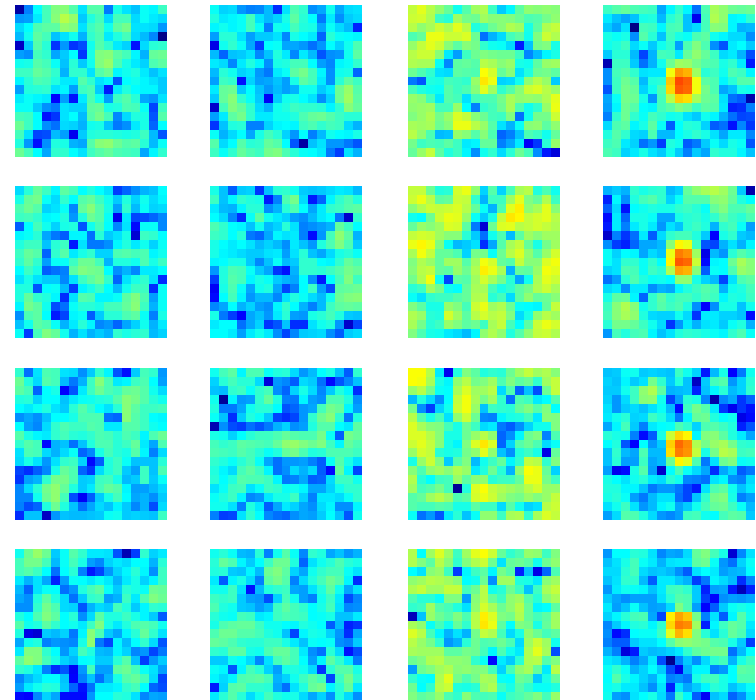
- 물리광학법 기반으로 생성된 드론에 대한 가상데이터를 이용하여 딥러닝 모델을 학습하고, 실제 측정된 드론/배경 데이터를 이용하여 성능 평가를 수행



측정데이터  
(Class: 배경)

가상데이터  
(Class: 드론)

학습용 데이터셋 (예시)



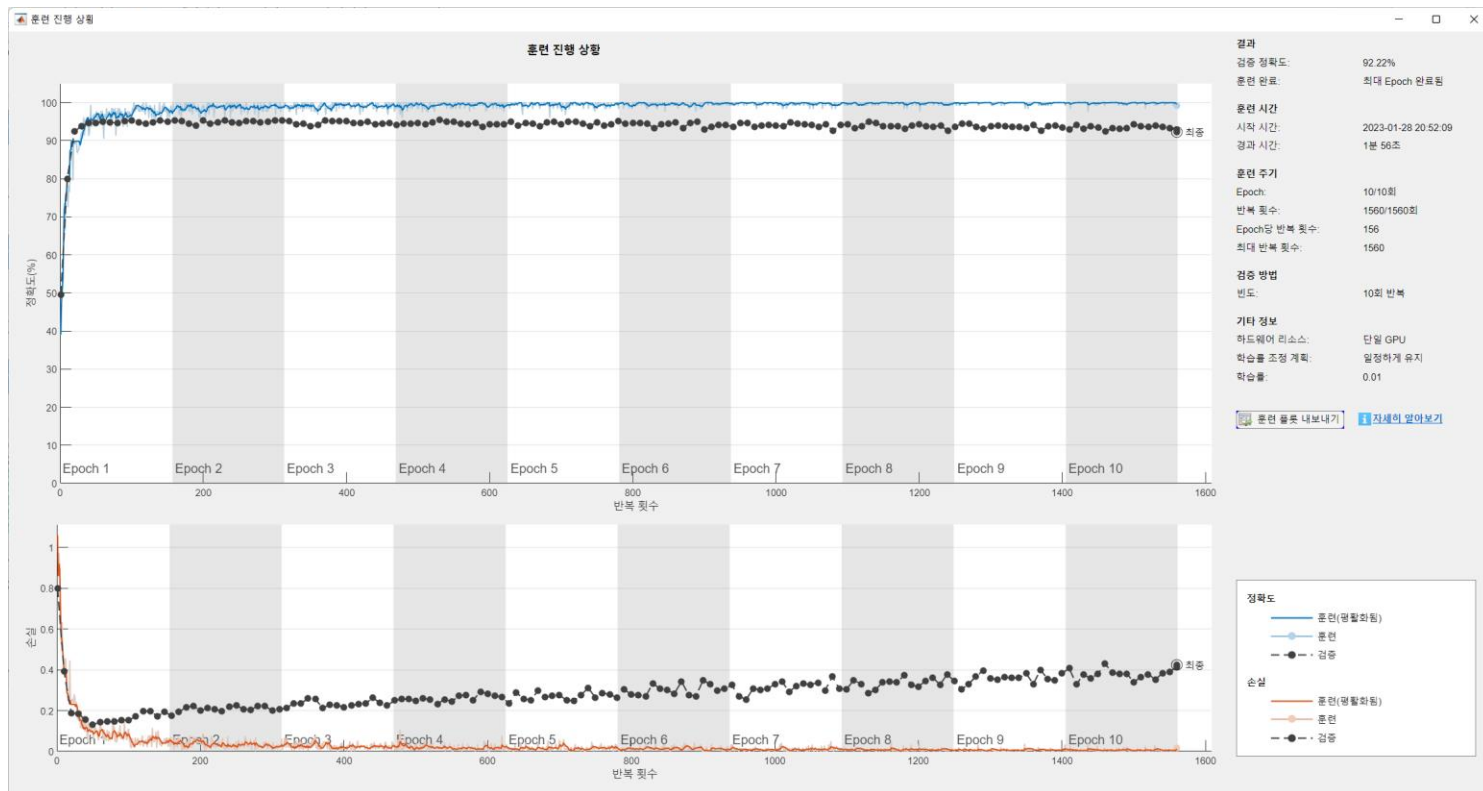
측정데이터  
(Class: 배경)

측정데이터  
(Class: 드론)

평가용 데이터셋 (예시)

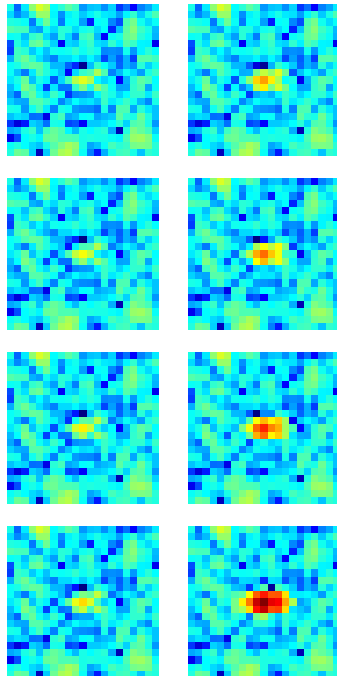
# 물리광학법 기반 데이터 증강을 통한 딥러닝 성능 평가 (2/4)

- 물리광학법 기반으로 생성된 드론에 대한 가상데이터만을 이용하여 딥러닝 모델을 학습했음에도, 측정된 드론/배경 데이터를 92% 이상 분류하는데 성공함
  - Model: 3-layer CNN with max pooling layers

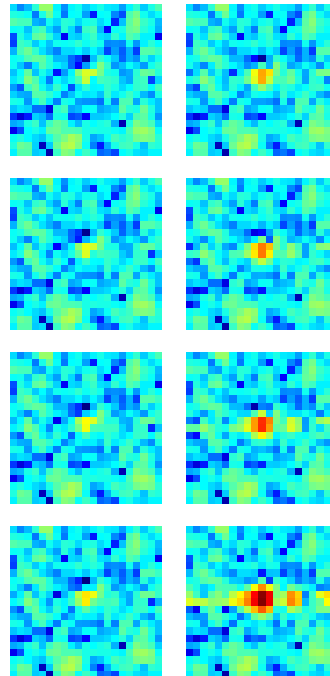


# 물리광학법 기반 데이터 증강을 통한 딥러닝 성능 평가 (3/4)

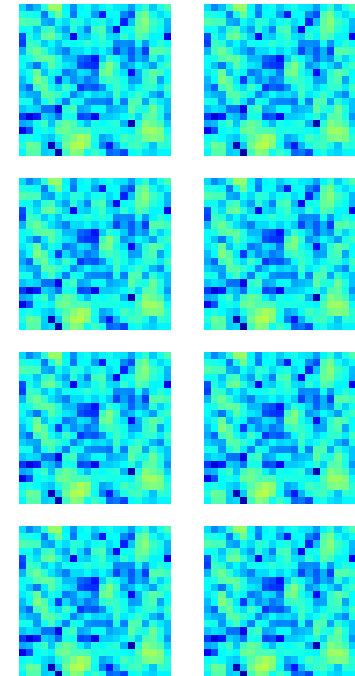
- 물리광학법 기반으로 생성된 새/드론에 대한 가상데이터를 이용하여 딥러닝 모델을 학습하고 성능 평가를 수행
  - 드론은 실패적 데이터를 확보하고 있으나, 새의 경우 실패적 데이터가 없어 가상데이터로 평가



가상데이터  
(Class: 새)



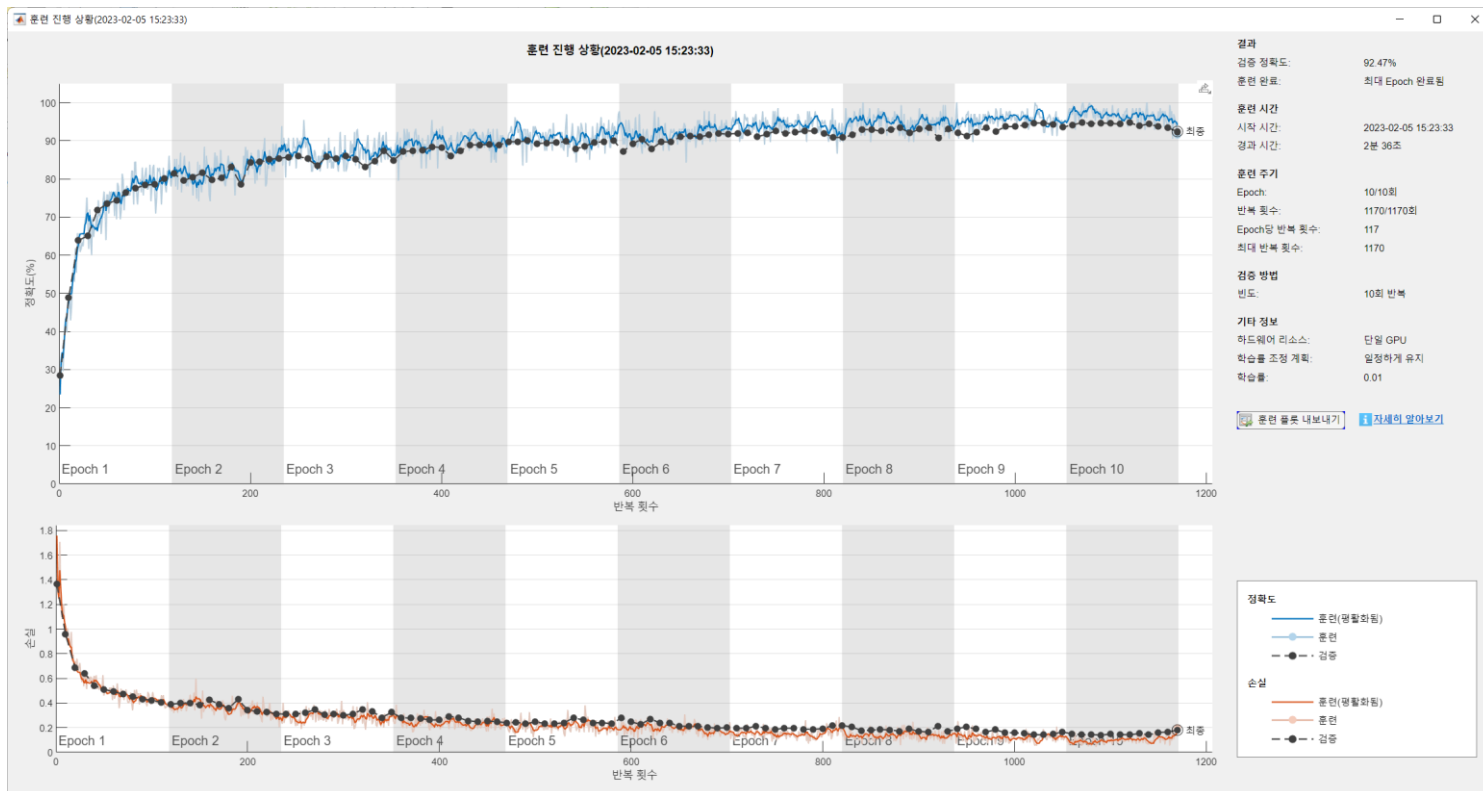
가상데이터  
(Class: 드론)



측정데이터  
(Class: 배경)

# 물리광학법 기반 데이터 증강을 통한 딥러닝 성능 평가 (4/4)

- 물리광학법 기반으로 생성된 새/드론에 대한 가상데이터를 92.47%의 정확도로 분류하는데 성공하였고, 딥러닝 모델이 분류할 수 있을 정도의 신호 차이를 만들어 낼 수 있음을 증명함
  - Model: 3-layer CNN with max pooling layers



## Part 5. 결론 및 기대효과

---

## 결론 및 기대효과

- 최근 다양한 분야에서 인공지능 기술이 급속도로 발전함에 따라, 레이더 분야에도 머신러닝 및 딥러닝 기법들을 적용하여 기존에 전통적으로 활용되던 기술들의 한계를 극복하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있음
- 한화시스템은 국방과학연구소 미래도전국방기술로 채택된 “머신러닝기반 레이더용 소형 표적 탐지/추적 기술” 과제를 통해 빠르게 발전하고 있는 인공지능 기반 레이더 분야의 핵심 신호처리 기술 확보를 위한 연구 활동을 진행하고 있음
- 향후 진화하는 위협체에 대해 다양한 환경 조건에서 적용 가능한 효과적인 대응법을 제시할 수 있도록 지속적인 연구개발 활동 추진 예정

**이 연구는 2023년 국방과학연구소 미래도전국방기술  
연구개발사업 (No.912770601)의 지원을 받았음.**



감사합니다