

레이다 센서 데이터를 위한 영상 처리 기법 및 AI 알고리즘

레이다와 AI

중앙대학교 전자전기공학부
전파 및 신호 처리 연구실

Index.

01. 연구실 소개

02. 초해상도 이미지 생성

03. 이미지 추출 및 클러터 제거

04. 간섭 완화

05. 결론

01. 연구실 소개

ART LAB

Advanced Radio Technology Laboratory
School of Electrical and Electronics Engineering,
Chung-Ang University

구성원

지도교수 : 이성욱

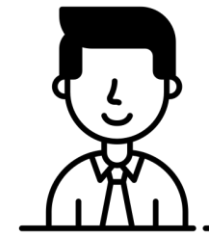
대학원생 : 10명

연구실 정보

교수 연구실 : 서울 동작구 흑석로 84 207관 542호

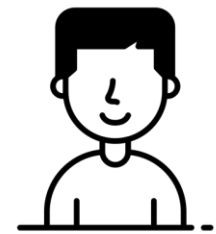
학생 연구실 : 서울 동작구 흑석로 84 207관 638호

연구실 홈페이지 : <https://www.swl90.com>



지도교수 : 이성욱

✉ seongwooklee@cau.ac.kr



방장 : 곽승헌

✉ honeyboy@cau.ac.kr

- 레이다 시스템을 위한 신호 처리 기법



- **최근 5년 : SCIE 등재 저널 50편 논문 출판**
 - 타깃 감지 및 인식을 위한 신호 처리 기법
 - AI 기반의 레이다 신호 처리 기법
- 국내외 학술 대회 52회 발표
- 국내외 특허 29건 출원 및 8건 등록

2019년 7월 출판,
IF: 6.319, Top 1.12% (JCR 2019)

[illegible][illegible]

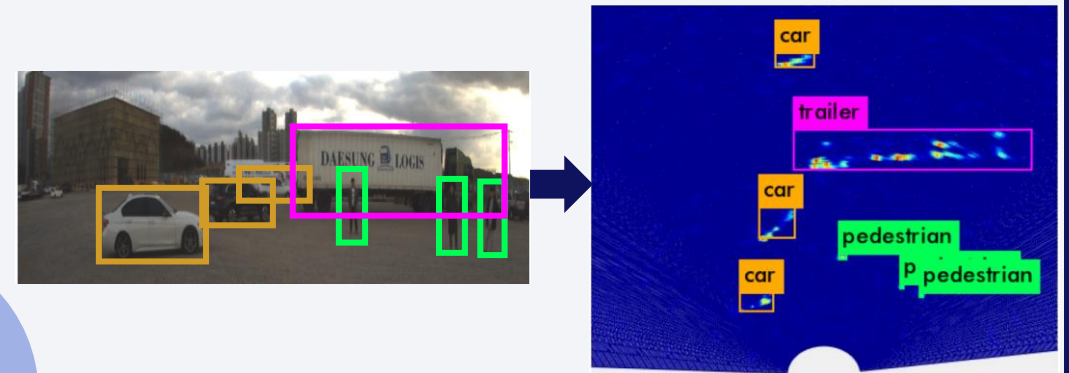
01. 연구실 소개

❖ 레이다 시스템을 위한 신호 처리 기법

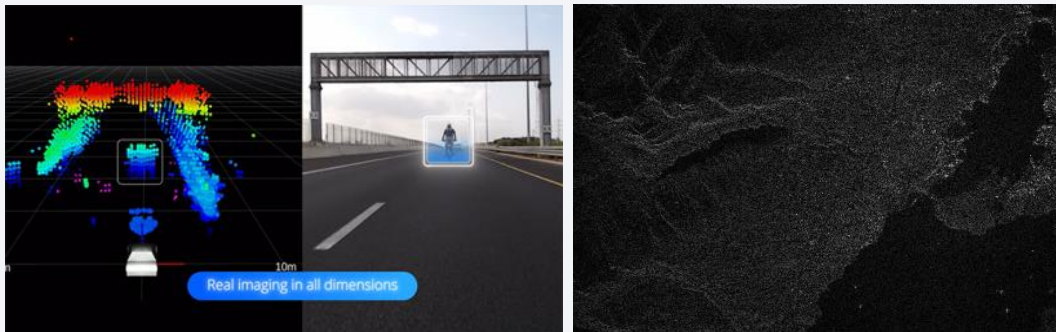
향상된 타겟 감지 및 추적



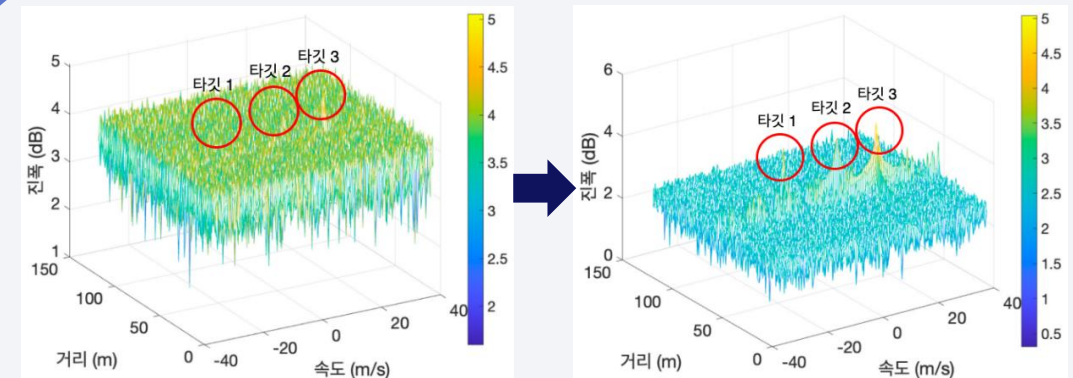
타겟 인식 및 식별



MIMO 레이다 이미징 / SAR 이미징



클러스터 제거 및 간섭 완화



01 02
04 03

01. 연구실 소개

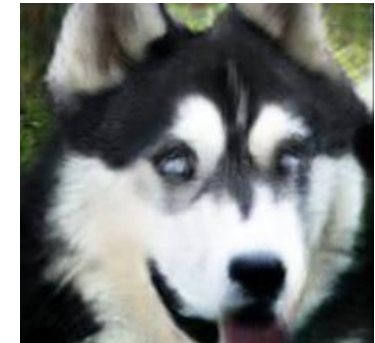
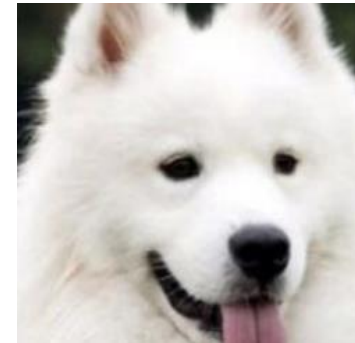
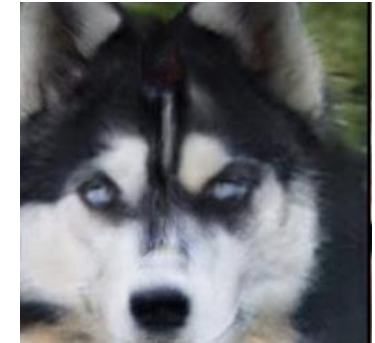
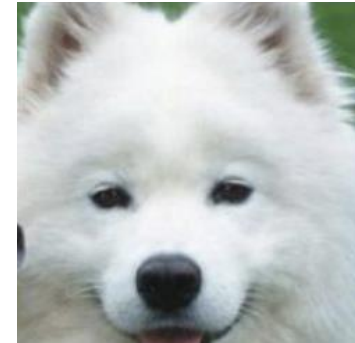
❖ 진행 중인 연구 과제 목록

역할	번호	기관	과제명	연구기간	
				시작일	종료일
연구 책임자	1	LG이노텍	UWB 레이더 사물 감지 기술 개발	'23.08	'24.07
	2	HD현대로보틱스	다중 물체 환경에서 협동 로봇의 속도 및 이격 거리 모니터링 구현을 위한 mmWave Radar 기반의 최근접 물체 탐지 / 추적 기술 개발	'23.07	'23.12
	3	비트센싱	이미징 레이더 어노테이션 기법 개발	'23.07	'23.12
	4	한화시스템	딥러닝 생성 모델 기술을 활용한 표적 식별 성능 개선 연구	'23.03	'25.02
	5	중앙대학교 산학협력단	실내 환경에서 레이더 신호 처리 기법을 활용한 지도 작성 방법에 대한 연구	'23.03	'25.02
	6	중소벤처기업부 중소기업기술정보진흥원	ADAS 및 자율 주행 자동차 레이더 센서의 사후 정비(A/S)를 위한 정비용 장비 상용화 기술 개발	'22.07	'24.07
	7	과학기술정보통신부 한국연구재단	레이더 센서 데이터 기반 주변 차량의 이동 방향 판별 및 예측	'22.06	'25.02
공동 연구원	8	방위사업청/ 국방과학연구소	차세대 SAR에 관한 연구: 바이스태틱/멀티스태틱 SAR 영상 형성 기술 연구	'22.05	'25.03
	9	과학기술정보통신부 정보통신기획평가원	자율 주행 기능 향상을 위한 AI 기반 객체 인식용 79 GHz 광대역 4D 이미징 레이더 시스템 개발	'21.04	'23.12
기술 자문	10	비트센싱	레이더 센서를 활용한 동시적 위치 추정 및 지도 작성 기술에 대한 자문	'22.06	'24.02

02. 초해상도 이미지 생성

❖ 초해상도 이미지 생성을 위해 활용된 생성모델 기반 이미지 재구성 기법

- 생성모델 기반 이미지 재구성 기법 연구의 예시
 - 주어진 입력 데이터를 원하는 형태의 데이터로 재구성



원본 이미지

변환된 이미지

원본 이미지

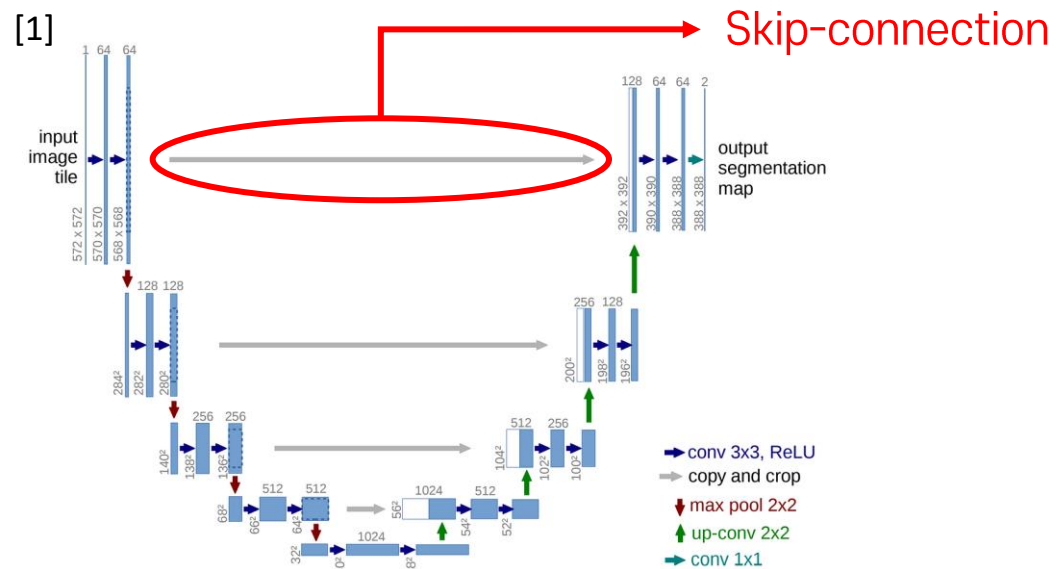
변환된 이미지

[1] M. -Y. Liu, T. Breuel, and J. Kautz, "Unsupervised image-to-image translation networks," Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS), Long Beach, CA, USA, December 2017, pp.700—708.

02. 초해상도 이미지 생성

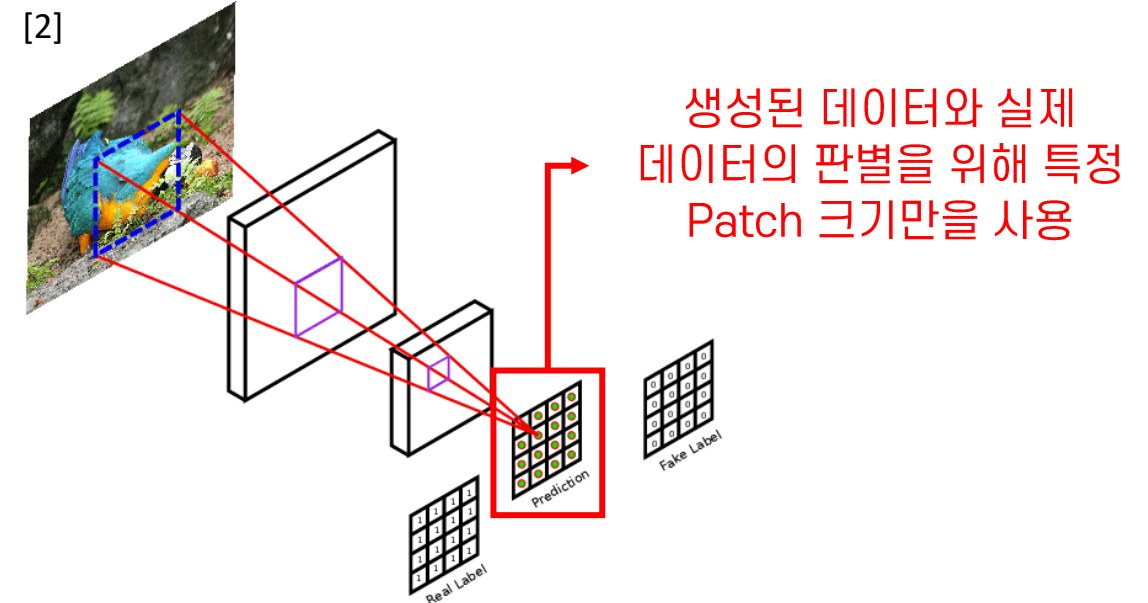
❖ 이미지 재구성 기법의 Generative adversarial network (GAN) 구조

- 생성기에서 활용된 U-net의 구조



- Skip connection을 사용함으로써 적은 양의 데이터셋에서도 효과적으로 학습 및 과적합 방지
- 비교적 가벼운 모델을 채택하여 PC의 자원이 제한된 환경에서도 효율적으로 작동 가능

- 판별기에서 활용된 Patch discriminator



- 작은 영역에 집중하여 지역적인 구조와 디테일을 평가
- 빠른 학습 속도와 높은 학습 안정성

[1] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI), Munich, Germany, October 2015, pp. 234—241.

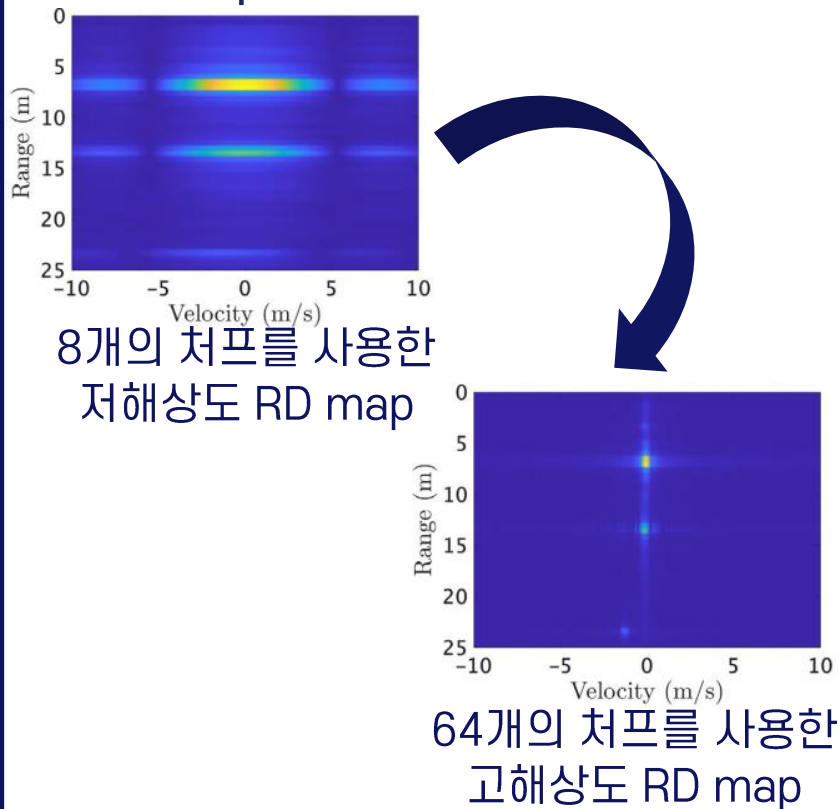
[2] U. Demir and G. Unal, "Patch-based image inpainting with generative adversarial networks," arXiv preprint, arXiv: 1803.07422, March 2018.

02. 초해상도 이미지 생성

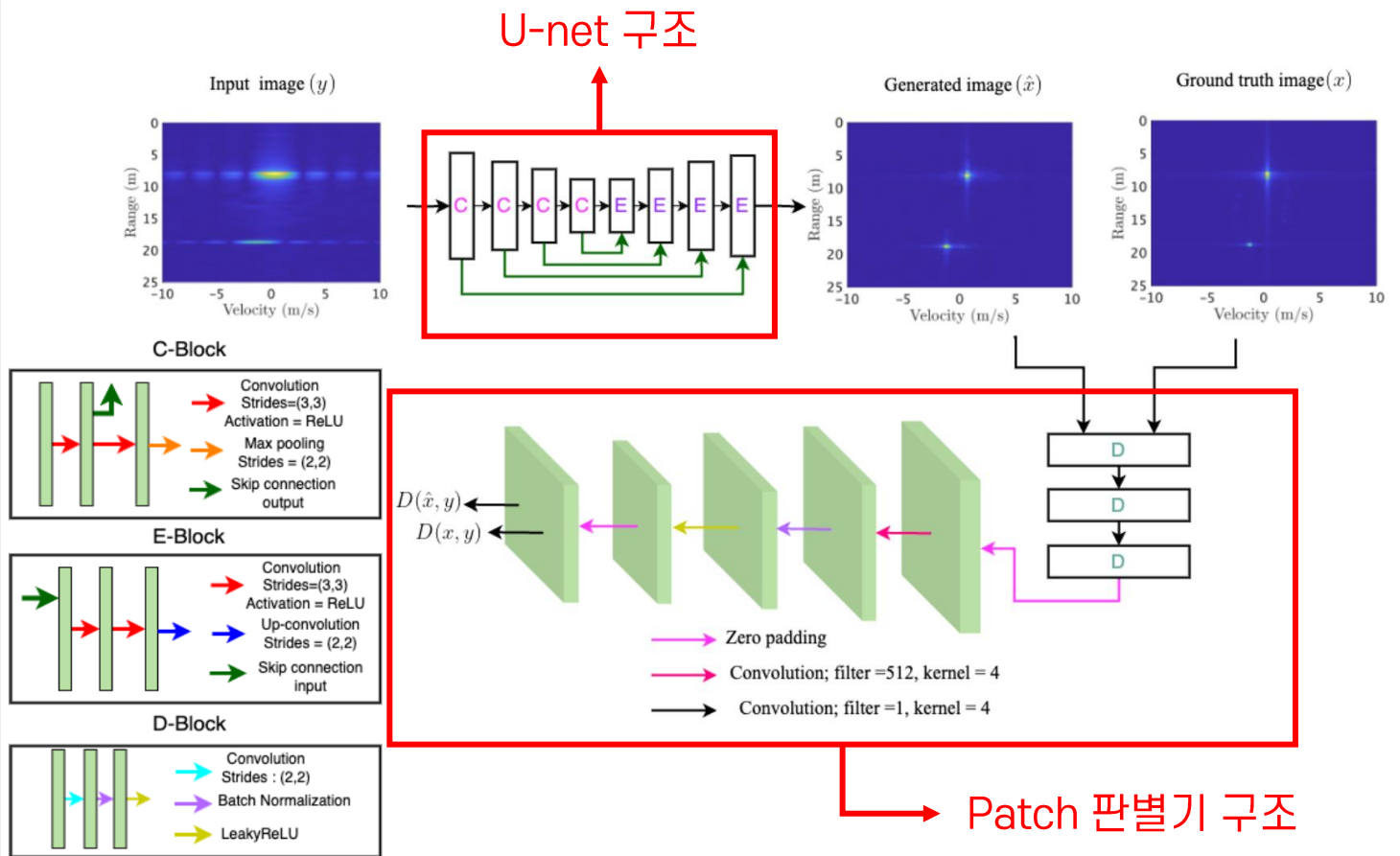
❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 연구 목표

- 낮은 해상도 Range-Doppler (RD) map의 초해상도 이미지 생성



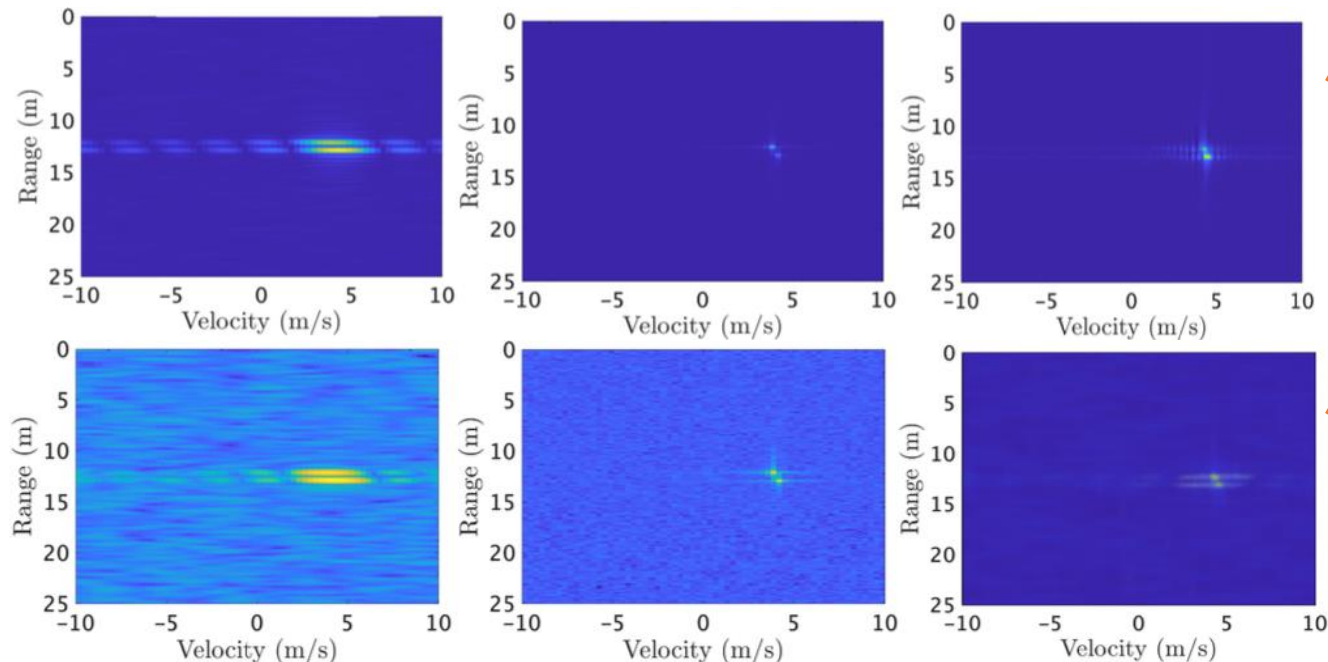
- 연구에서 사용된 GAN 구조



02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 시뮬레이션 데이터 기반 제안된 GAN 적용 결과



저해상도 이미지

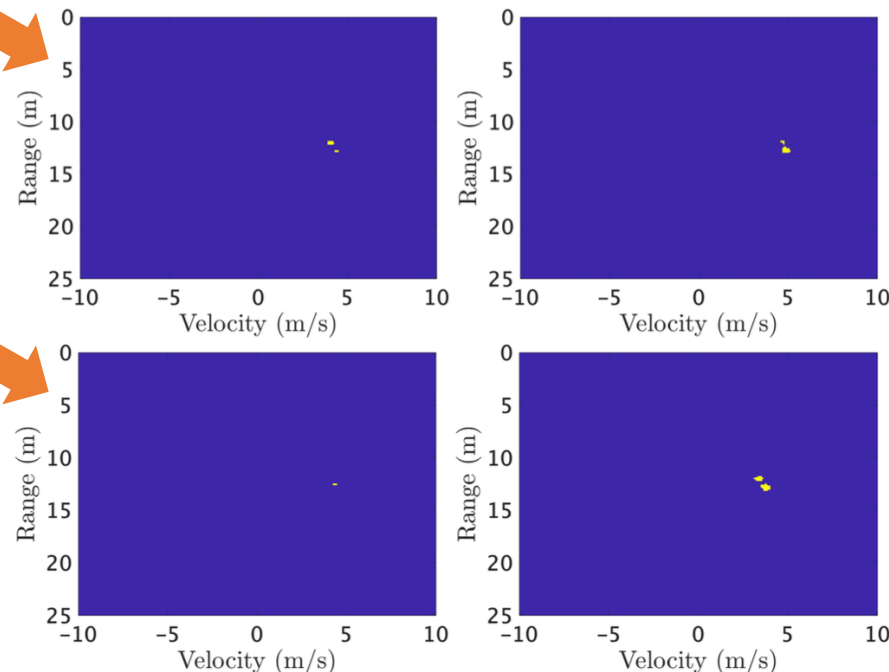
고해상도 이미지

GAN 출력 이미지

노이즈가 없는 이상적인 환경
노이즈가 포함된 환경

➡ 모두 해상도가 높아짐 확인

- Constant false alarm rate (CFAR) 적용 결과



고해상도 이미지

GAN 출력 이미지

- CFAR를 이용한 탐지 결과에서 제안된 방법이 표적 탐지에 있어서 더욱 우수함을 확인

02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 시뮬레이션 데이터 기반 정량적 성능평가

Pixel mean squared error (PMSE)

- 서로 다른 두 데이터에서의 같은 위치의 픽셀 값을 비교
- PMSE 값이 0에 가까울수록 두 데이터가 유사함을 의미

$$PMSE = \sum_{i \in R, G, B} \left[\frac{1}{MN} \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} (G_{\text{unet}}^{m,n} - GT^{m,n})^2 \right]_i$$

GAN 출력 이미지 ← GAN 출력 이미지 고해상도 이미지

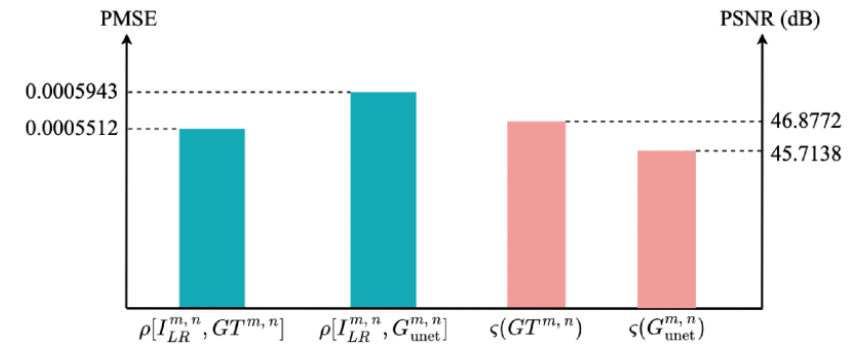
Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

- 서로 다른 두 데이터의 품질 차이를 나타냄
- PSNR 값이 높을수록 원본에 비해 손실이 적음을 의미

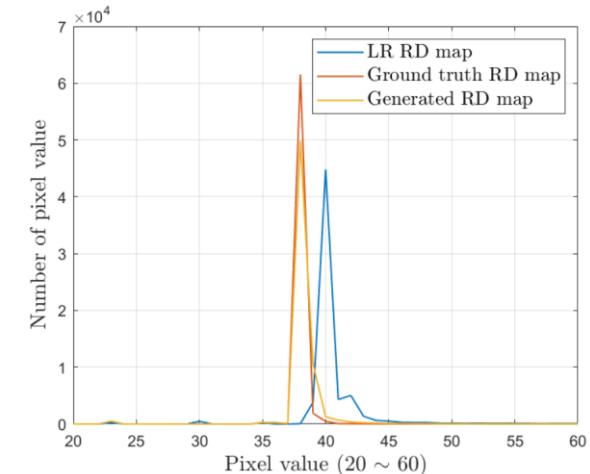
$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{PMSE} \right)$$

픽셀의 최대값 (255)

- 정량적 성능평가 결과



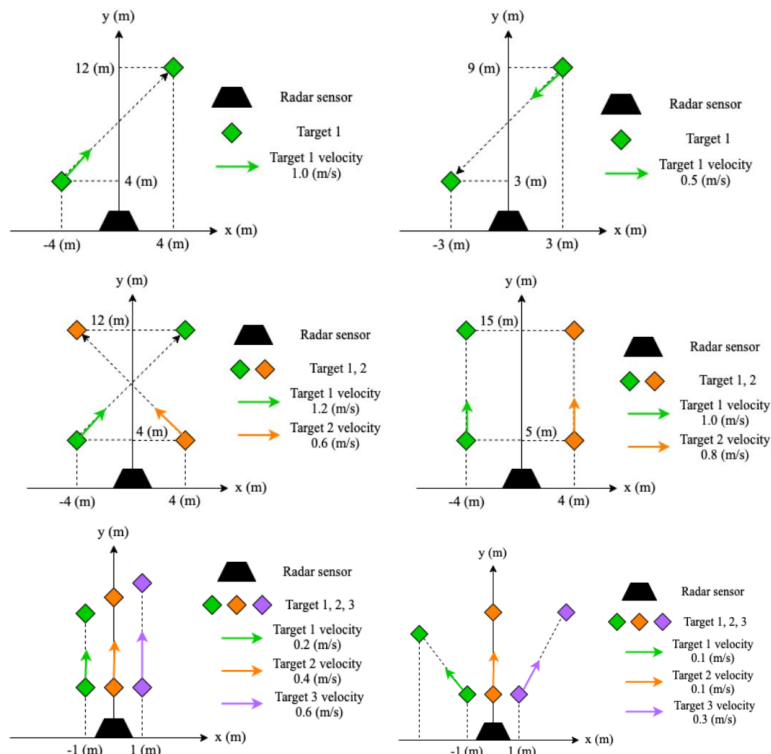
- 픽셀에 따른 데이터 신호 분포 비교



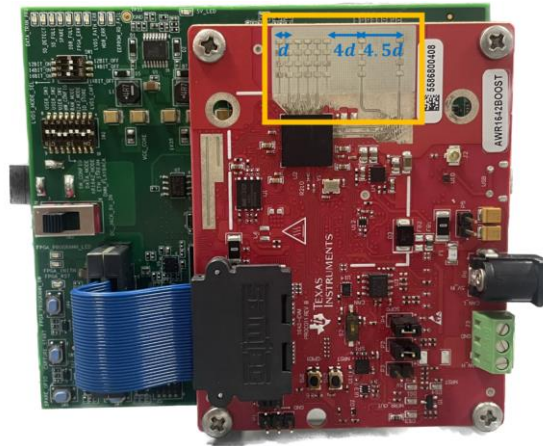
02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 실측 데이터 기반 평가를 위한 실험 환경 및 시나리오



실험 시나리오 예시



실제 실험 장비 및 환경

- 실험 시나리오

변수

1. 타겟의 개수 (최대 3개)
2. 타겟의 이동 경로
3. 타겟의 이동 속도

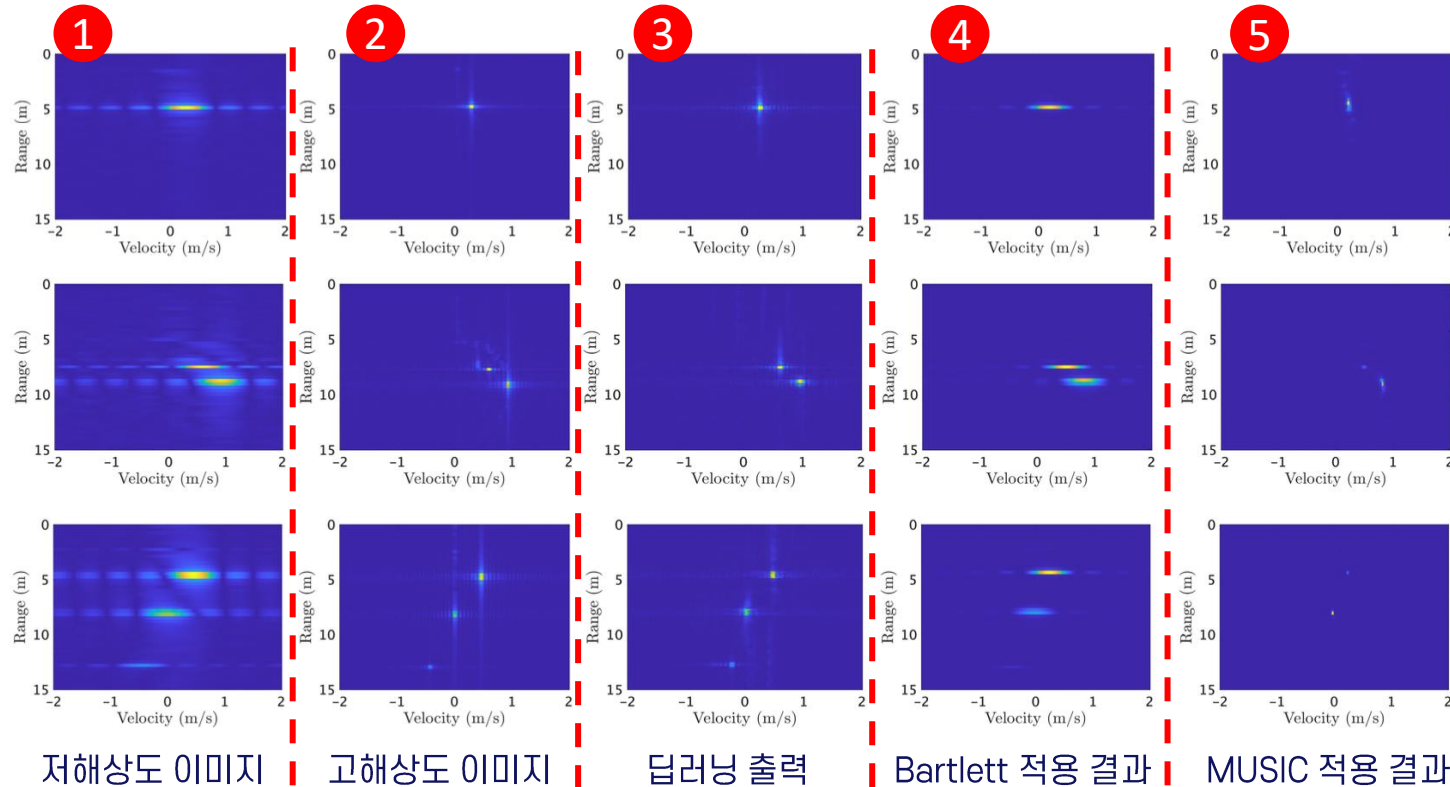
- 레이다 파라미터 (TI社 AWR 1642)

구분	값
중심 주파수, f_c	77 GHz
대역폭, B	3.1 GHz
사용 처프 수, N_c	8개, 64개
처프 당 샘플 수, N_s	256개
프레임 주기, T_f	40 ms

02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 타깃이 각각 1개, 2개, 3개인 경우에 대하여 기존 알고리즘 및 제안된 기법의 비교 결과



- PMSE 및 PSNR을 이용한 성능 평가

비교 대상 구분	Average PMSE
1 & 2	0.006104
1 & 3	0.006424
1 & 4	0.007252
1 & 5	0.007870

비교 대상 구분	Average PSNR [dB]
1 & 2	46.2090
1 & 3	45.9872
1 & 4	45.4605
1 & 5	45.1056

- 기존 대비 12.5%의 처프만을 사용하여도 동일한 수준의 속도 해상도를 가지는 RD map 생성 가능

02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 속도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

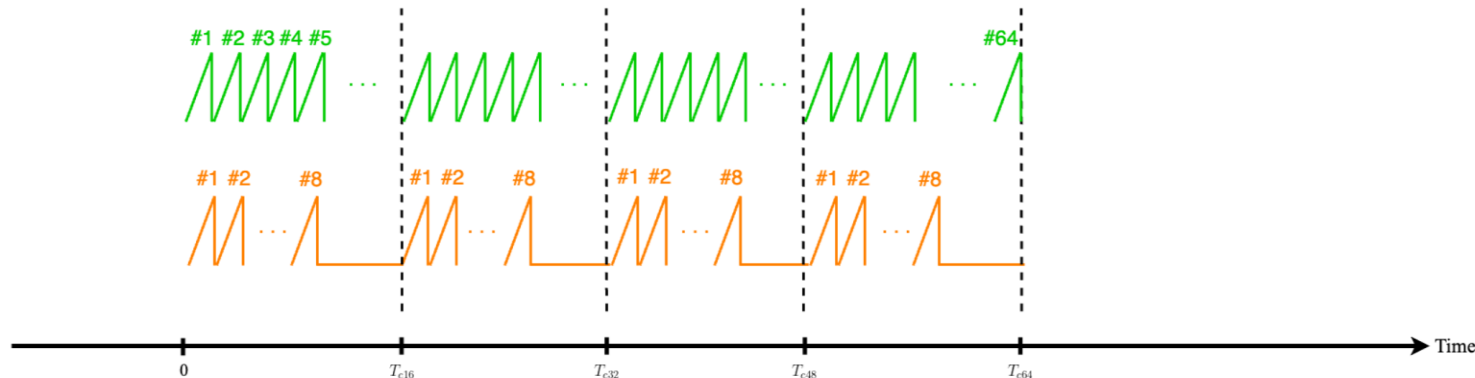
- 제안된 초해상도 이미지 생성 기법의 이점

of samples / 1 chirp ➡ 거리 해상도와 비례

of chirps / 1 frame ➡ 속도 해상도와 비례

of antenna channels ➡ 각도 해상도와 비례

- 효율적인 레이다 자원 활용



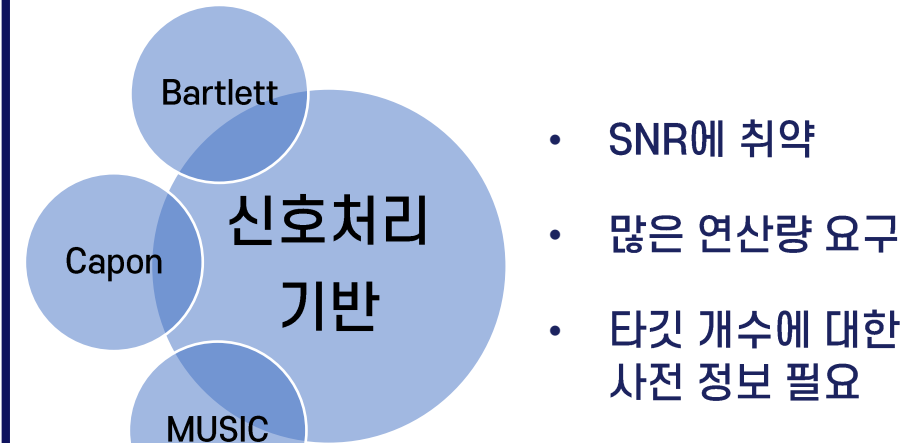
동일한 시간동안
더 적은 양의
처프 사용

기존 1프레임 측정 시간
동안 더 많은 프레임의
데이터 획득

거리 또는 속도
변화량이 큰 표적에
대한 추적 정확도 증가

적은 수의 처프를 사용하여도
높은 속도 해상도 획득 가능

- 기존 알고리즘의 종류와 단점 극복



제안된 초해상도 이미지
생성 기법을 통해 위의
단점들을 해결 가능

02. 초해상도 이미지 생성

*Multiple-input multiple-output (MIMO)

❖ 레이다 데이터의 각도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

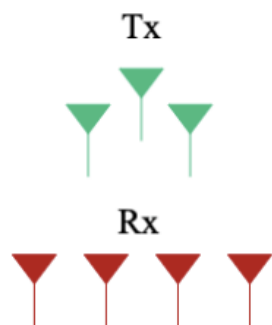
- 제안된 방법의 적용 영역 확장

of samples / 1 chirp → 거리 해상도와 비례

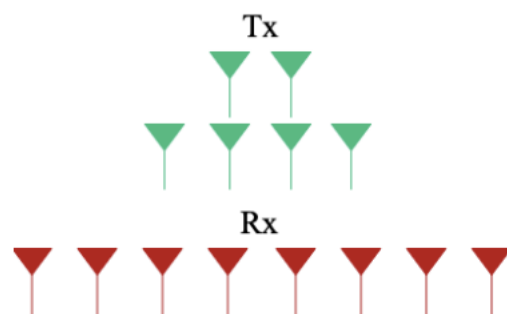
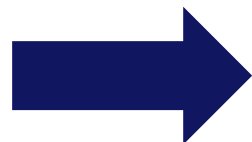
of chirps / 1 frame → 속도 해상도와 비례

of antenna channels → 각도 해상도와 비례

적은 수의 안테나 채널을
사용하여도 높은 각도 해상도
획득



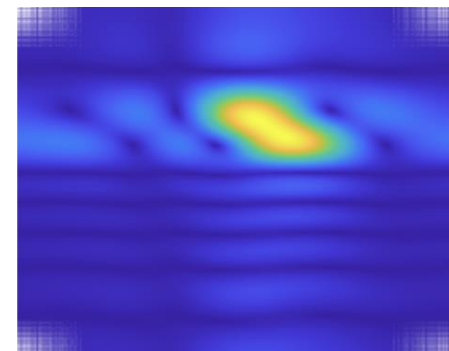
3 X 4 MIMO*



6 X 8 MIMO

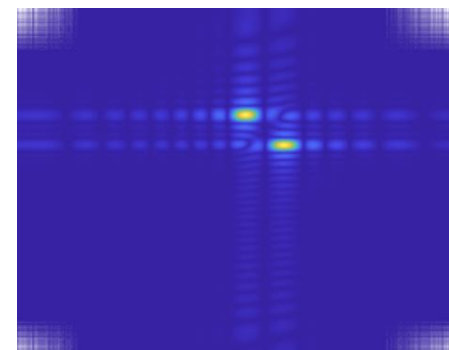
- 안테나 채널 수의 증가 ⇒ 레이다 센서 하드웨어의 물리적 크기 증가
- 하드웨어의 물리적 크기를 늘리지 않으면서 높은 각도 해상도 달성 가능

- 2차원 각도 맵 예시 (방위각, 고도각)



3 X 4 MIMO

가로축 : 방위각
세로축 : 고도각



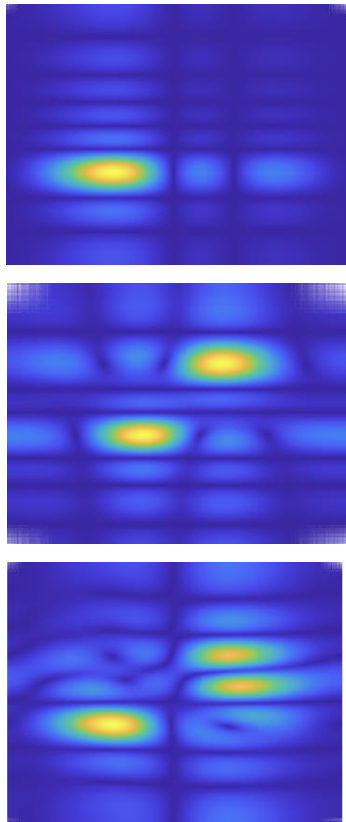
6 X 8 MIMO

가로축 : 방위각
세로축 : 고도각

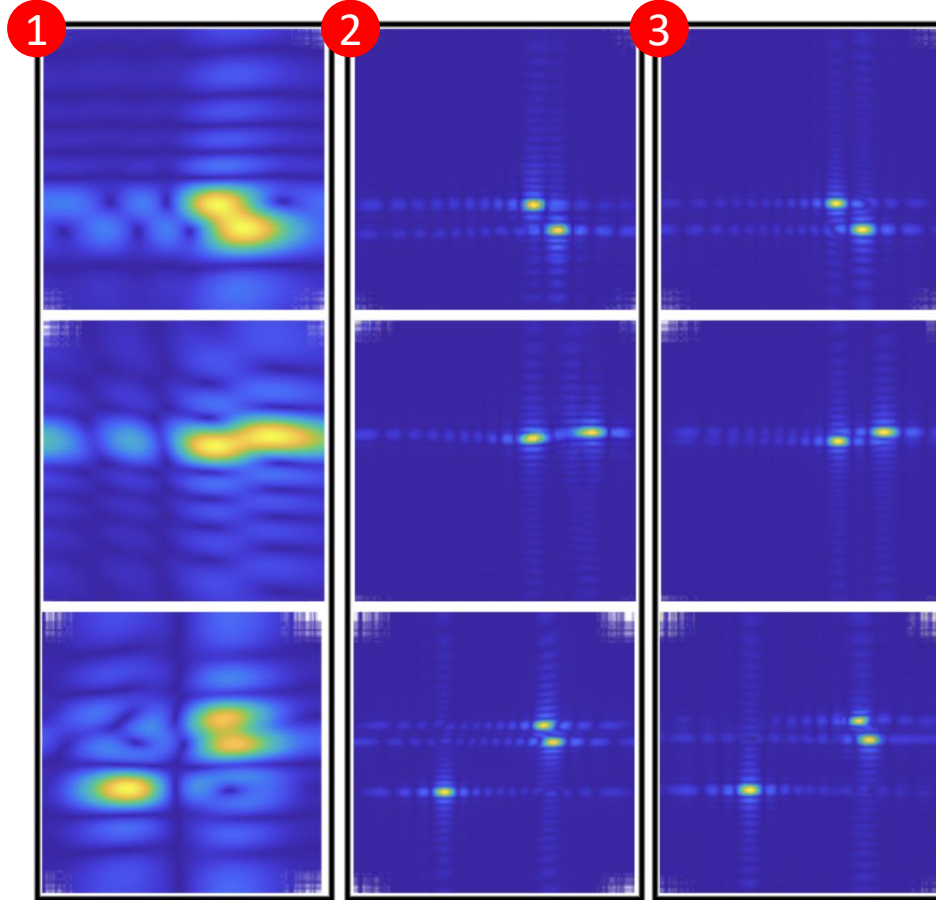
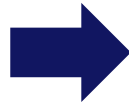
02. 초해상도 이미지 생성

❖ 레이다 데이터의 각도 해상도 향상을 위한 초해상도 이미지 생성 기법 연구

- 각도 해상도 향상에서의 시뮬레이션 데이터 기반 검증 결과



시뮬레이션
데이터 예시



저해상도 이미지

고해상도 이미지

딥러닝 출력

- PMSE 및 PSNR을 이용한 성능 평가

비교 대상 구분	Average PMSE
1 & 2	0.118
2 & 3	0.0041

비교 대상 구분	Average PSNR [dB]
1 & 2	46.2090
1 & 3	45.9872

- 송신 및 수신 안테나 채널 모두 절반만을 사용하였음에도, 고해상도 이미지와 같은 높은 각도 해상도 획득



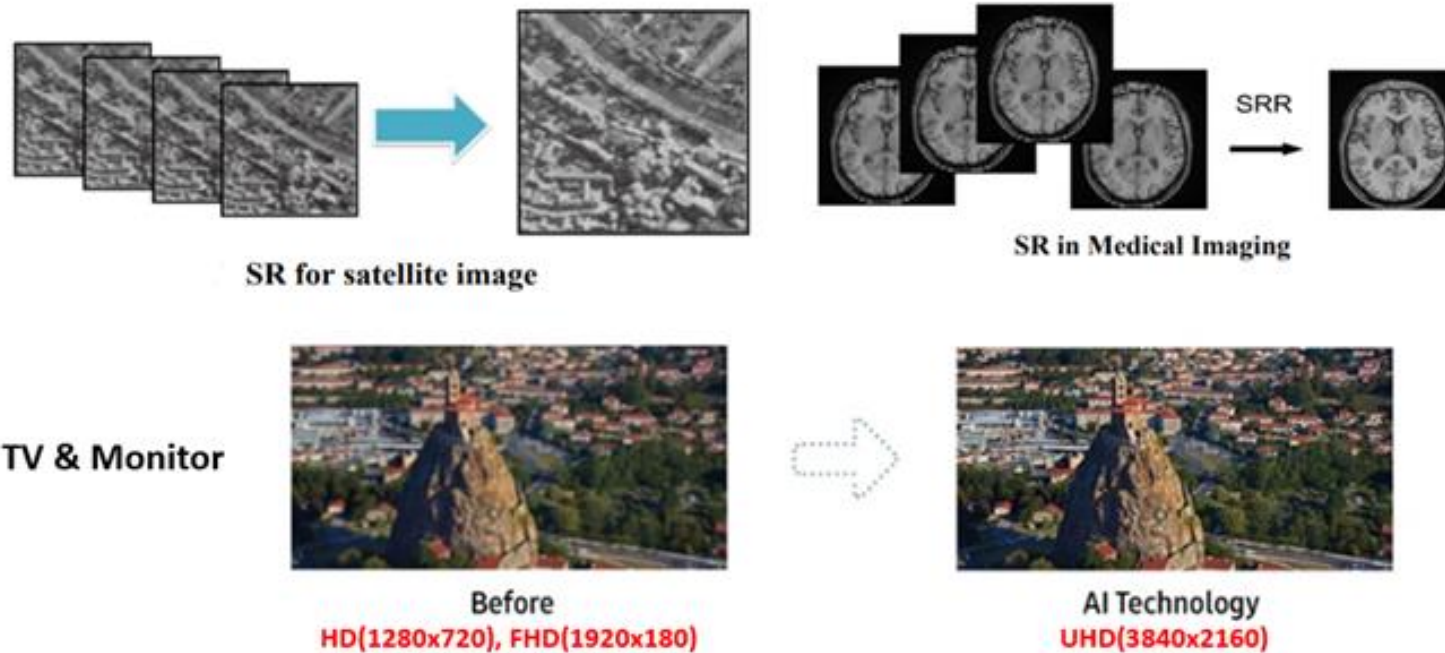
- 속도, 각도 뿐만 아니라 거리 해상도의 향상에서도 적용될 수 있을 것으로 예상

02. 초해상도 이미지 생성

❖ Synthetic aperture radar (SAR) 데이터셋을 이용한 초해상도 연구

- Super-resolution (SR) GAN을 이용한 SAR 영상 해상도 향상

- 고해상도 SAR 이미지를 생성하기 위해서 많은 양의 샘플링 데이터가 요구됨
- 딥러닝을 통해 추가 샘플링 없이 해상도를 개선하기 위한 연구 진행
- SR을 통해 저해상도 SAR 이미지로부터 높은 해상도의 SAR 이미지 생성 가능



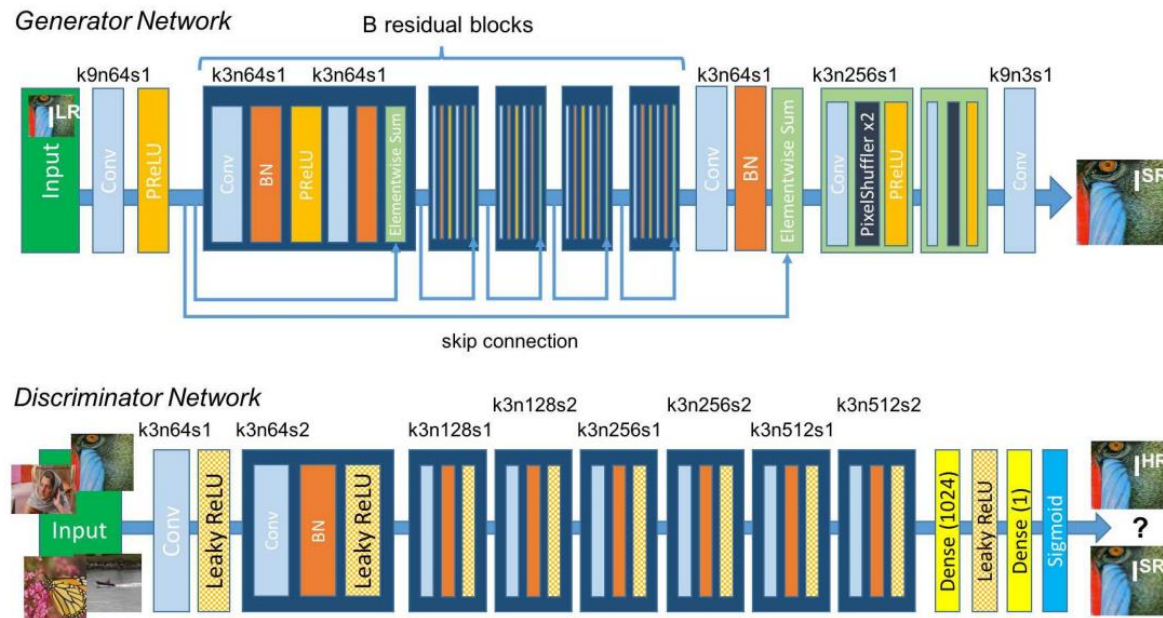
SAR를 비롯한 초해상도의 활용 예시

[1] <https://hoya012.github.io/blog/Single-Image-Super-Resolution-Overview/>

02. 초해상도 이미지 생성

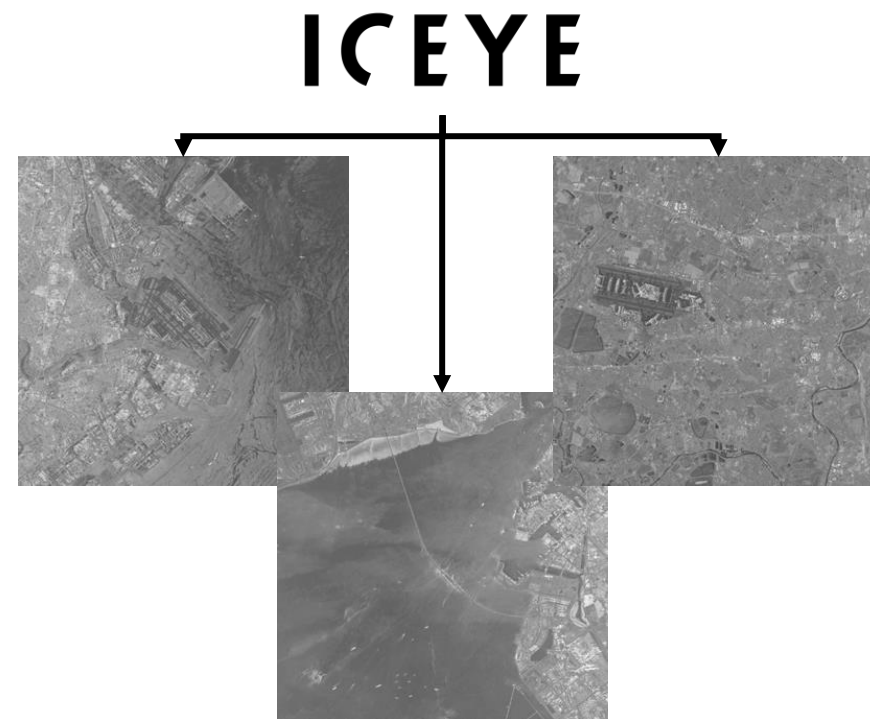
❖ SRGAN을 이용한 SAR 데이터셋에서의 초해상도 이미지 생성 연구

- SRGAN의 구조



SAR 영상 해상도 향상을 위해 사용된 네트워크

- 연구에서 사용된 데이터셋



SAR 오픈 데이터셋을 활용한 학습 데이터 예시
(ICEYE 제공)

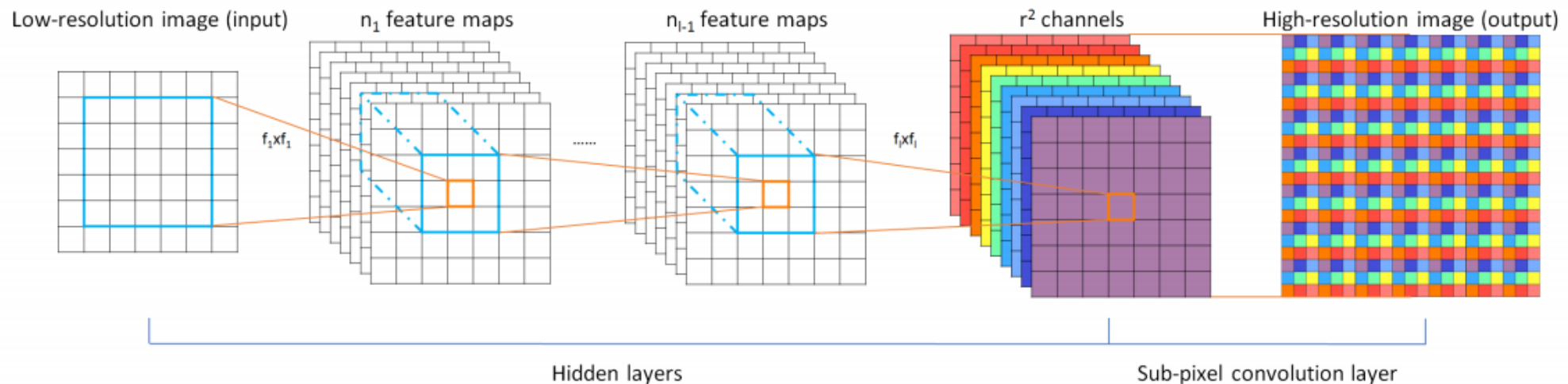
[1] C. Ledig, L. Theis, F. Huszar, J. Caballero, A. Cunningham, A. Acosta, A. Aitken, A. Tejani, J. Totz, Z. Wang, and W. Shi, "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network," 2017 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, Honolulu, Hawaii, USA, July 2017, pp. 4681–4690.

02. 초해상도 이미지 생성

❖ SRGAN을 이용한 SAR 데이터셋에서의 초해상도 이미지 생성 연구

- SRGAN을 이용한 SAR 영상 해상도 향상 기법

- Efficient sub-pixel convolutional network (ESPCN) 를 통해 256×256 크기의 이미지를 1024×1024 크기로 해상도 향상
- 마지막 레이어의 특징맵의 개수를 r^2 만큼 생성한 뒤 이를 순서대로 배열하여 r 배의 이미지 생성



ESPCN의 작동 방식

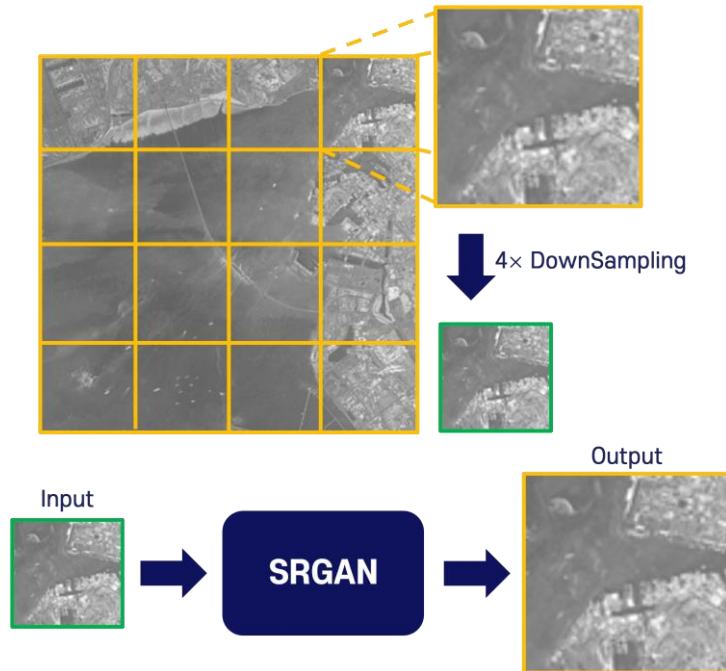
[1] Shi, Wenzhe, et al. "Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016

02. 초해상도 이미지 생성

❖ SRGAN을 이용한 SAR 데이터셋에서의 초해상도 이미지 생성 연구

- SRGAN을 학습 과정 및 초해상도 이미지 생성 결과

- 제공된 SAR 영상을 분할하여 총 880개의 SAR 영상으로 SRGAN 학습 진행
- 분할된 SAR 영상은 다운 샘플링을 통해 저해상도 SAR 영상으로 형성되고, 이를 다시 고해상도로 생성하기 위해 SRGAN 적용



SRGAN 학습 데이터 생성 및 학습 과정



SRGAN으로 복원된 SAR 영상 결과 및 비교

02. 초해상도 이미지 생성

❖ SRGAN을 이용한 SAR 데이터셋에서의 초해상도 이미지 생성 연구

- SRGAN을 이용한 생성된 SAR 이미지 평가

- PSNR 및 Structural similarity index measure (SSIM) 을 이용하여 SRGAN으로 생성한 SAR 이미지와 Bicubic 보간법을 적용한 SAR 이미지의 평가 및 비교

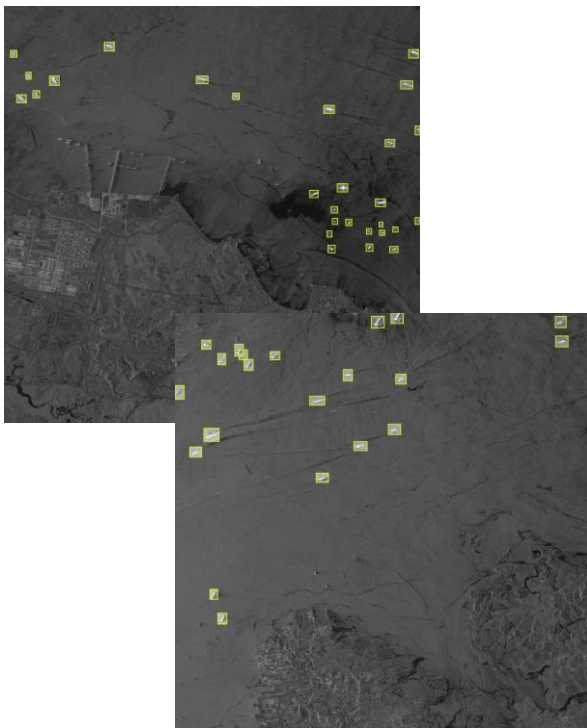


	Image 1		Image 2		Image 3	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Bicubic Interpolation	23.029	0.3619	21.858	0.4183	23.402	0.3593
SRGAN generated	23.649	0.3815	22.349	0.4311	24.210	0.4009

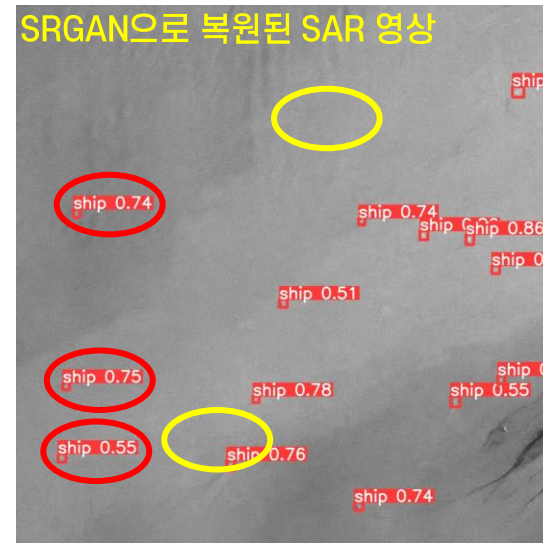
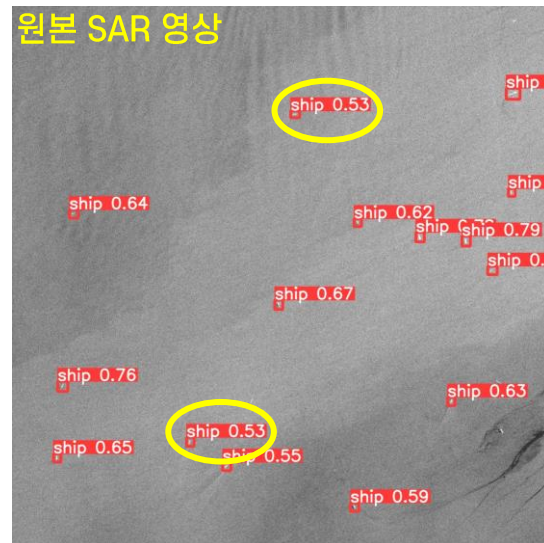
02. 초해상도 이미지 생성

❖ SRGAN을 이용한 SAR 데이터셋에서의 초해상도 이미지 생성 연구

- SRGAN으로 향상된 SAR 영상에서 YOLO 알고리즘을 이용한 표적 탐지 결과
 - 분할된 SAR 영상 중, 선박 위치에 경계 상자를 표시한 SAR 영상 73개로 YOLO 네트워크 학습



YOLO 학습을 위한 데이터 예시



○ : 보간법으로 복원된 SAR 영상에서 놓친 표적

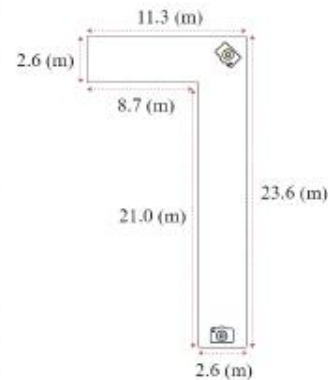
○ : 보간법과 SRGAN으로 복원된 SAR 영상 모두에서 놓친 표적

SRGAN으로 향상된 SAR 영상에서 표적 탐지 결과

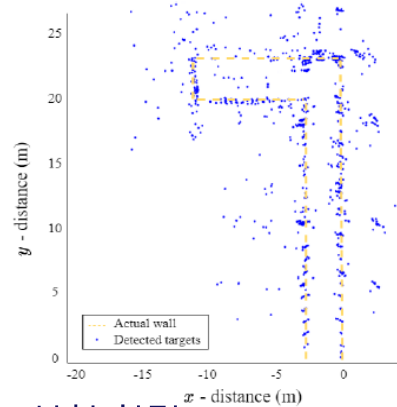
03. 이미지 추출 및 클러터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이더 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

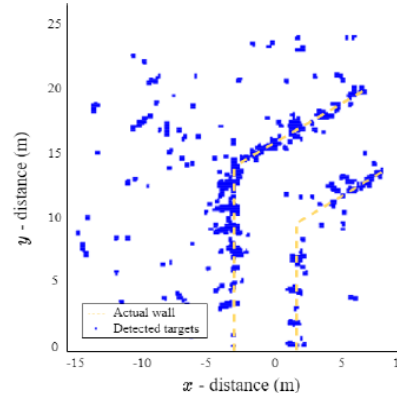
- 실험 환경 및 실내 지도 생성 결과



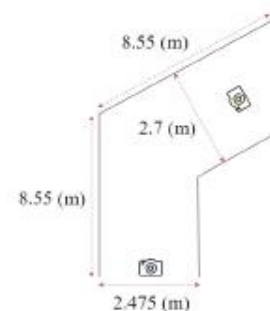
실험 환경 1



실험 환경 2



실내 지도 생성 결과



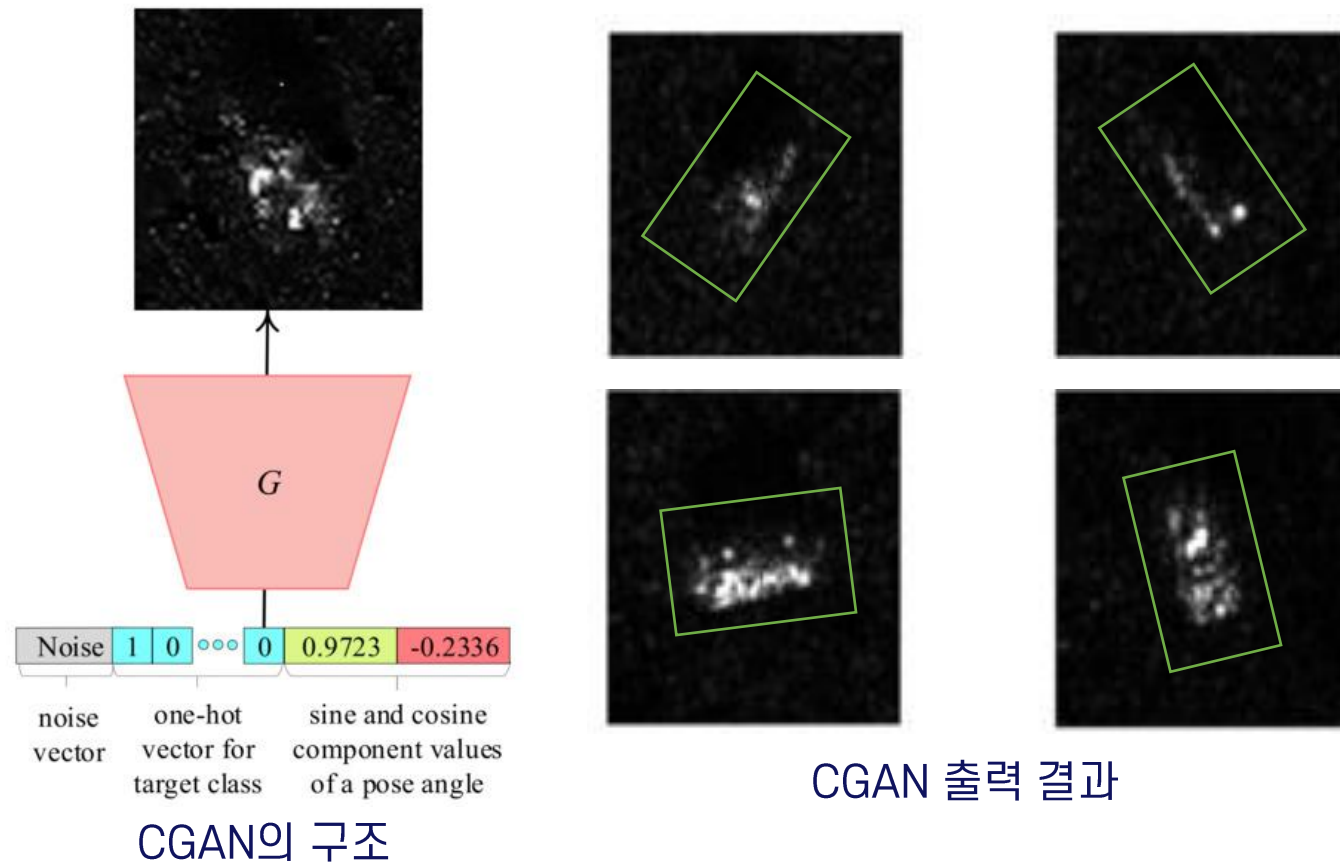
실험 환경 및 시나리오

- 서로 다른 2가지 환경에서의 실내 환경 지도 생성 결과
 - 철제 구조물에 의해 다수의 고스트 타겟이 발생
 - 벽이 위치하지만, 측정되지 않은 영역 존재
 - 위와 같은 문제점들로 인해 실제 환경과 상이한 지도가 생성됨
- ↓
- Conditional GAN (CGAN)을 사용하여 실제 환경과 유사한 실내 지도를 생성

03. 이미지 추출 및 클러스터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이다 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

- CGAN 활용 연구의 예시



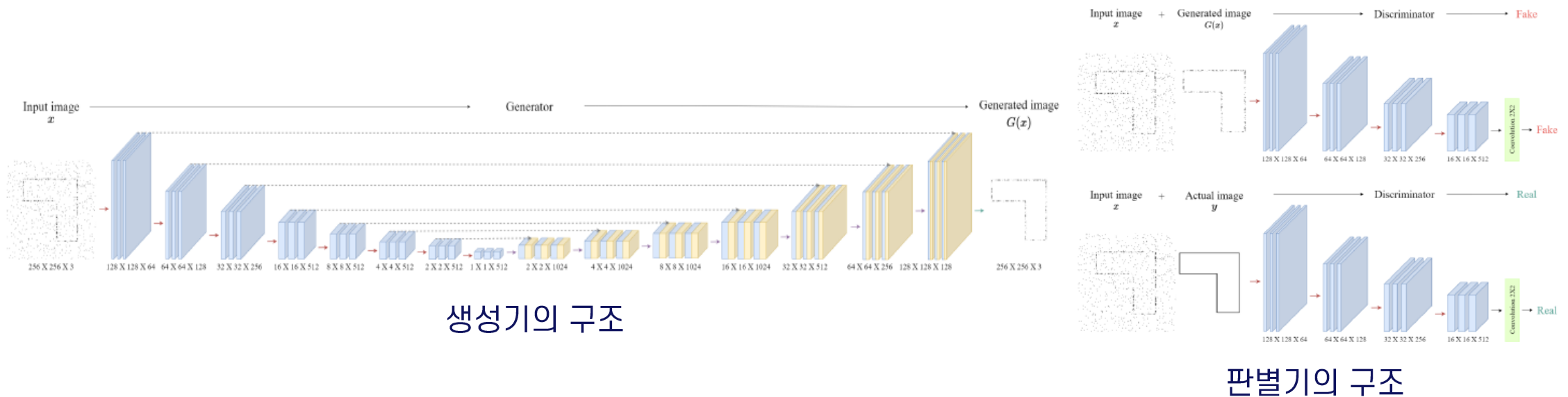
- 일반적인 GAN의 경우 원하는 종류의 이미지만을 생성하는데 어려움 발생
- 조건을 입력으로 받는 CGAN 구조를 사용하여 특정 형태의 이미지를 생성
- 예시에서는 조건 값으로 표적의 종류와 회전 각도를 입력으로 받아 SAR 이미지 생성
- 본 연구에서는 고스트 타겟 및 측정되지 않은 영역이 존재하는 이미지를 조건 값으로 사용하여 개선된 실내 환경 지도 생성

[1] J. Oh and M. Kim "PeaceGAN: A GAN-Based Multi-Task Learning Method for SAR Target Image Generation with a Pose Estimator and an Auxiliary Classifier" *Sensors*, vol. 13, no. 19, pp. 1--25, September 2021.

03. 이미지 추출 및 클러스터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이다 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

- 연구에서 사용된 CGAN의 구조



- 고스트 타깃 제거 및 측정되지 않은 영역의 보간을 위해 원시데이터를 사용하여 생성된 실내 환경 지도를 조건 값으로 사용
- 생성기의 구조는 U-net을 기반으로 구성되며, 판별기의 구조는 Patch-GAN 기반으로 구성

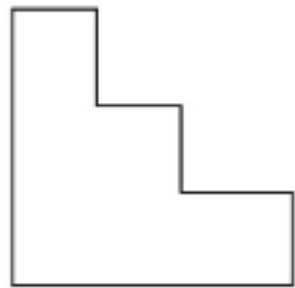
03. 이미지 추출 및 클러스터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이다 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

- 학습 데이터



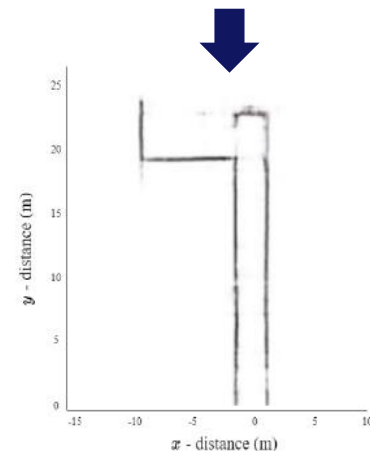
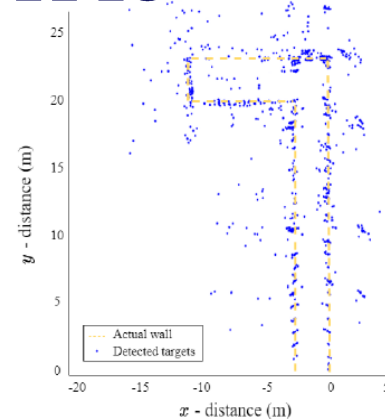
입력 데이터 예시



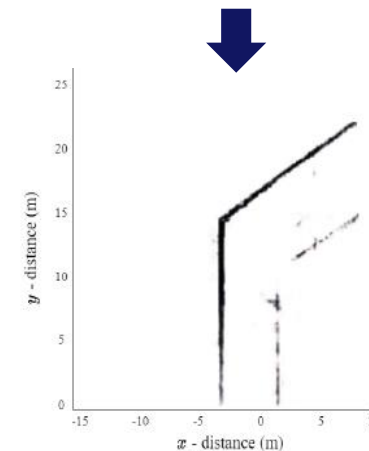
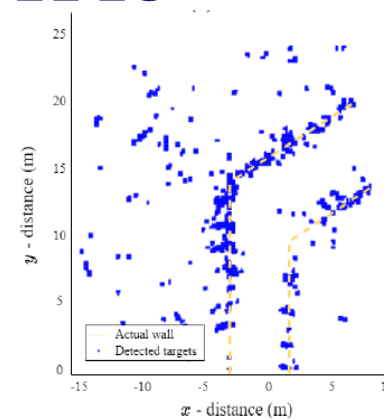
정답 이미지 데이터 예시

- 실측 데이터에서의 적용 결과

실험 환경 1



실험 환경 2



- 다양한 형태의 이미지를 생성하고, 해당 이미지에 흑색 및 백색 노이즈를 부여

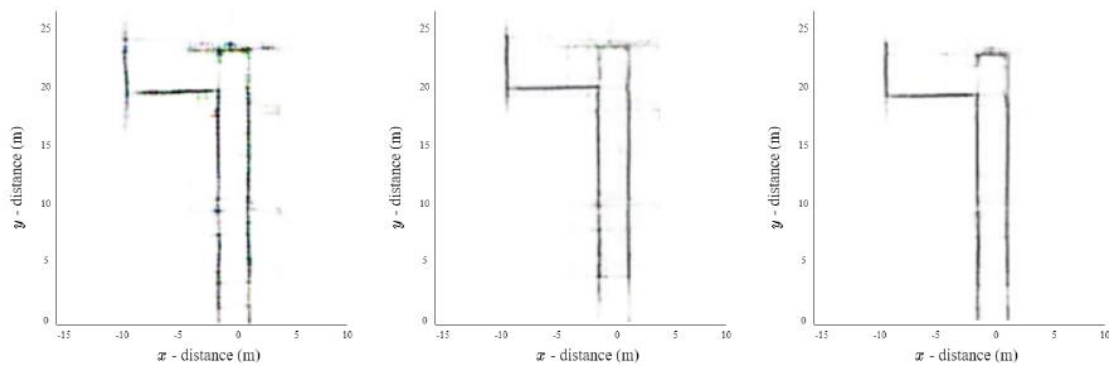
흑색 노이즈 ⇒ 고스트 타깃
백색 노이즈 ⇒ 측정되지 않은 영역

- 실측 데이터에서의 적용 결과를 통해 고스트 타깃이 제거되고 측정되지 않은 영역들이 보간되는 것을 확인

03. 이미지 추출 및 클러스터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이다 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

- 실험 환경 1에서의 학습 Epoch에 따른 결과 비교

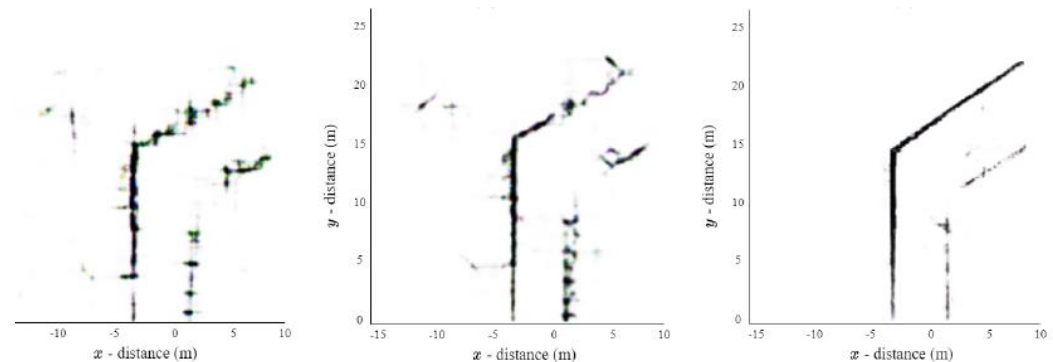


Epoch = 5

Epoch = 10

Epoch = 100

- 실험 환경 2에서의 학습 Epoch에 따른 결과 비교



Epoch = 5

Epoch = 10

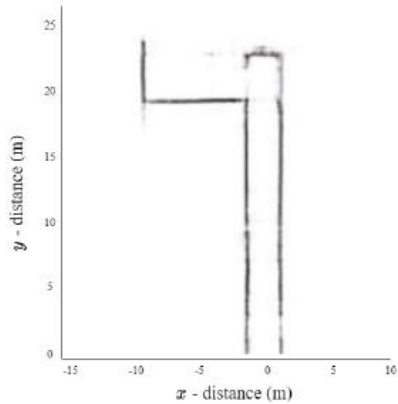
Epoch = 100

- Epoch가 적을 경우 클러스터 및 이미지 추출이 정확하게 이뤄지지 않는 모습을 확인
- Epoch의 크기를 너무 크게 사용하는 경우 훈련 데이터에 대해 과적합이 되는 경우가 발생

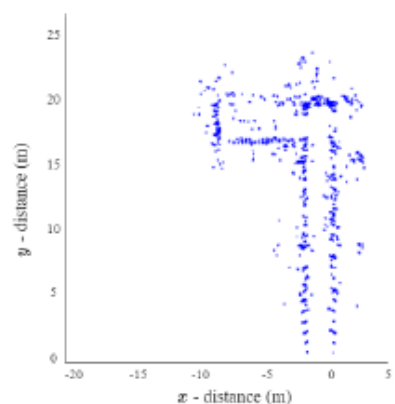
03. 이미지 추출 및 클러스터 제거

❖ 이미지 생성을 통한 레이더 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선 연구

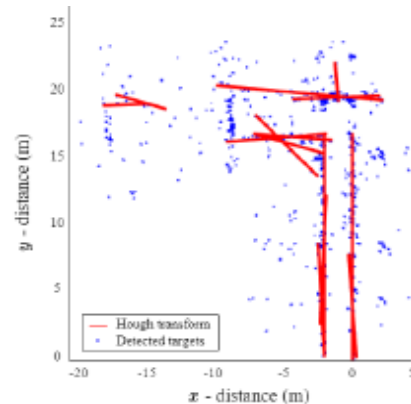
- 제안된 기법과 기존 알고리즘 적용 결과 비교



CGAN 적용 결과



KNN 적용 결과



Hough transform 적용 결과

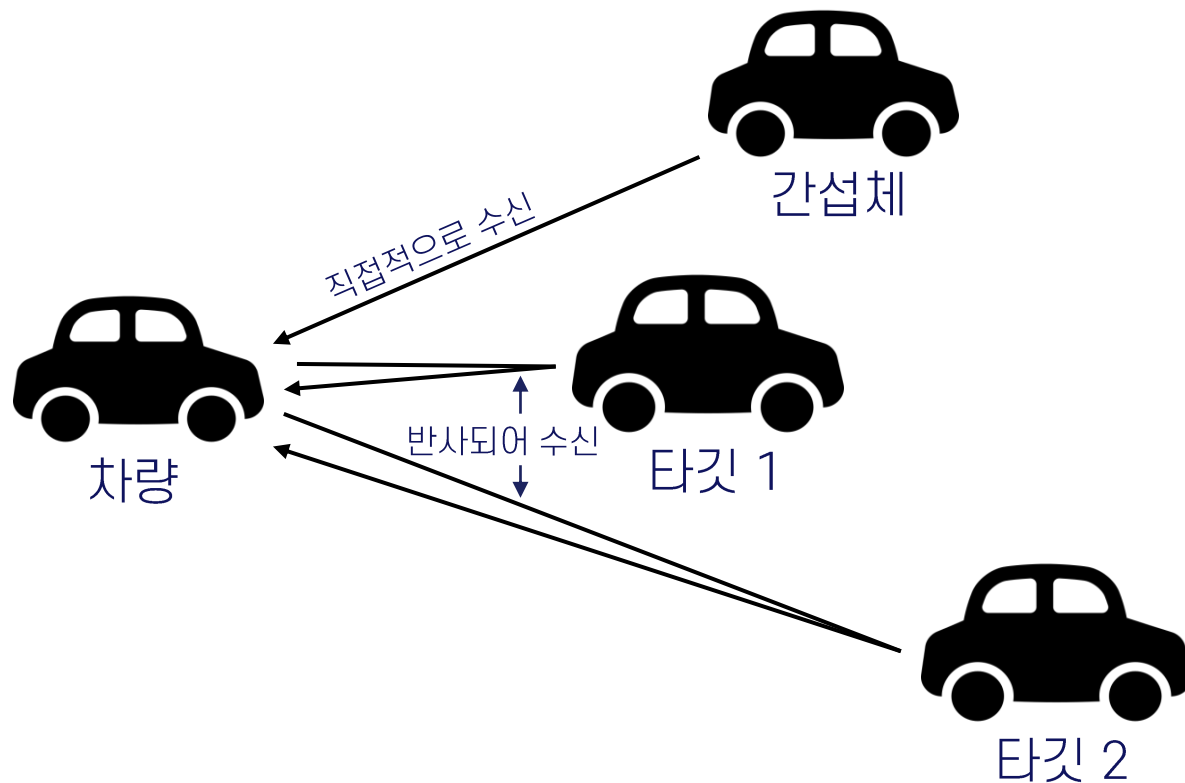
- k -nearest neighbors (KNN) 알고리즘 과 Hough transform을 적용하여 제안된 기법과의 결과 비교
- KNN 알고리즘을 적용한 경우 클러스터 제거는 이뤄지나 이미지 추출이 불가능
- Hough transform의 경우, 벽의 직선 성분을 찾아낼 수 있지만, 실제 측정 환경과 같은 정확한 실내 지도 생성이 불가능하고 오차가 큼을 확인
- 제안된 CGAN 적용 결과에서 실제 환경과 가장 유사한 실내 환경 지도 획득 가능

04. 간섭 완화

❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 레이다 간 상호 간섭이란?

- 같은 주파수 대역을 사용하는 다른 레이다로부터 신호가 수신되었을 때, 타깃 추정을 방해하는 현상



- 일반적으로 차량에서 송신된 신호는 타깃을 맞고 돌아오면서 수신됨

$$\therefore \text{전력} \propto \frac{1}{R^4}$$

- 간섭은 다른 레이다로부터 직접적으로 수신됨

$$\therefore \text{전력} \propto \frac{1}{R^2}$$

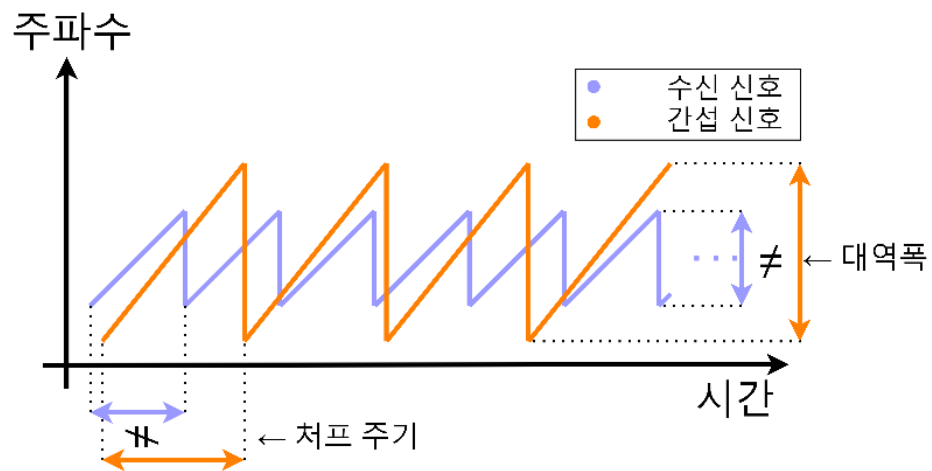
→ 간섭에 의한 신호는 높은 피크 값을 가지며,
이로 인해 타깃으로부터 반사된 신호가 가려짐

04. 간섭 완화

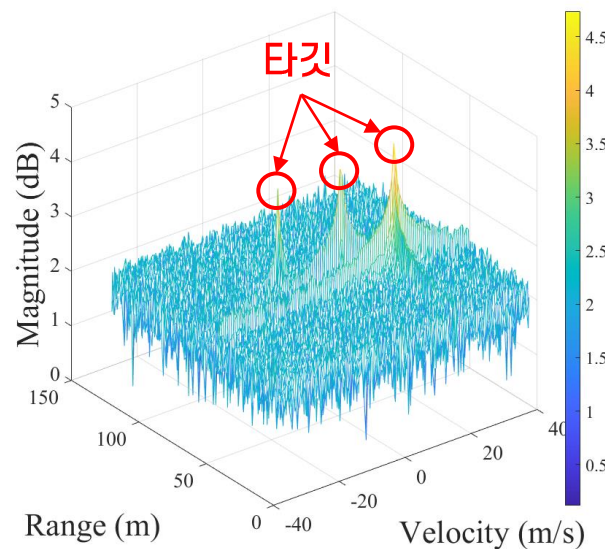
❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 문제점 1. 노이즈 레벨 증가

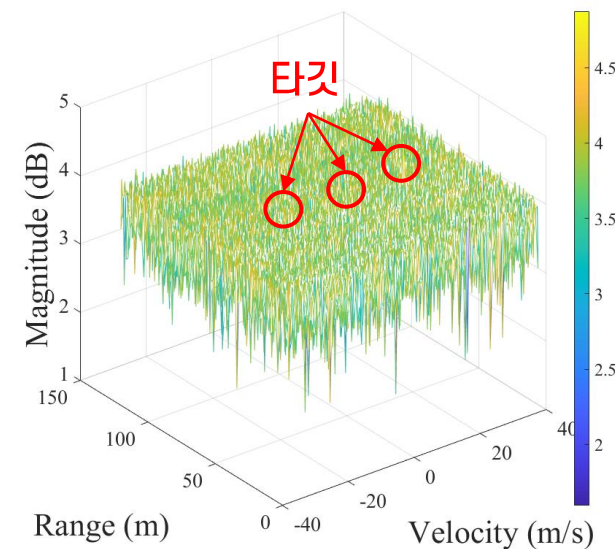
- 대역폭 또는 처프 주기가 다른 경우 노이즈 레벨이 증가하여 타깃 신호가 가려짐



- 2D-FFT 결과



간섭이 없는 경우



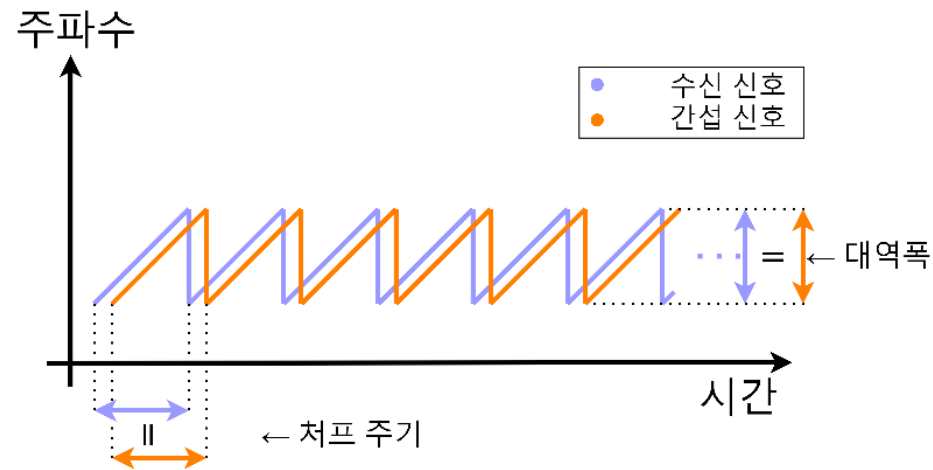
간섭이 발생한 경우

04. 간섭 완화

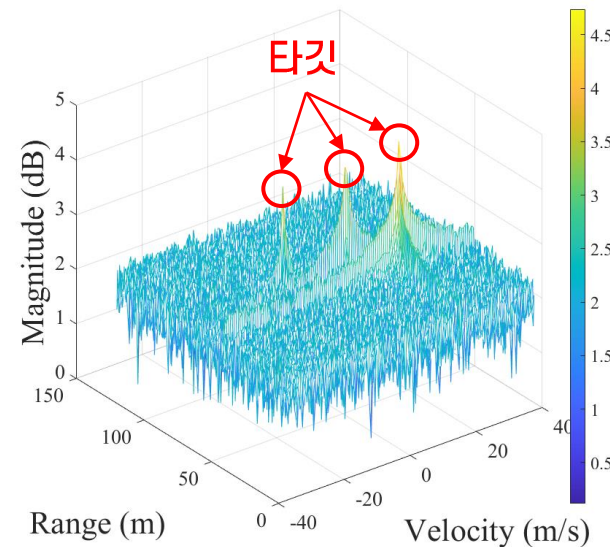
❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 문제점 2. 고스트 타깃 발생

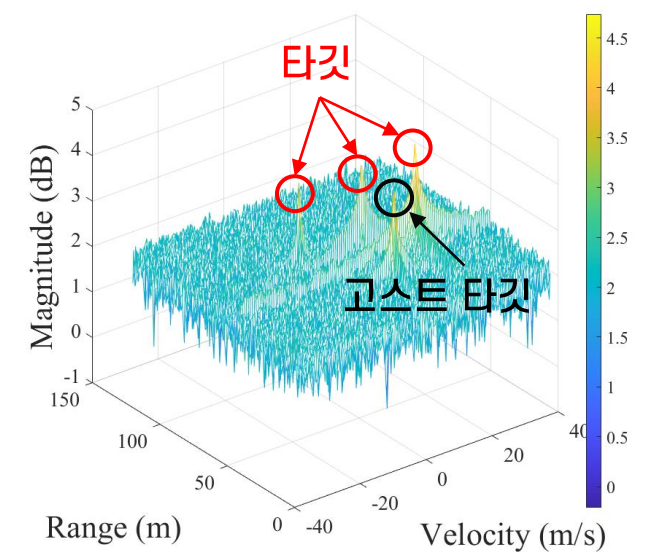
- 대역폭과 처프 주기가 같은 경우 고스트 타깃이 발생하며, 타깃 감지 성능이 저하됨



- 2D-FFT 결과



간섭이 없는 경우



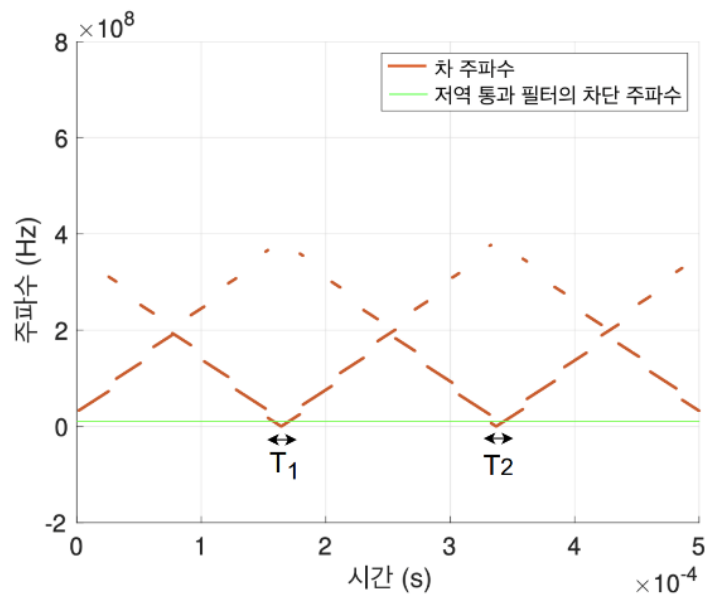
간섭이 발생한 경우

04. 간섭 완화

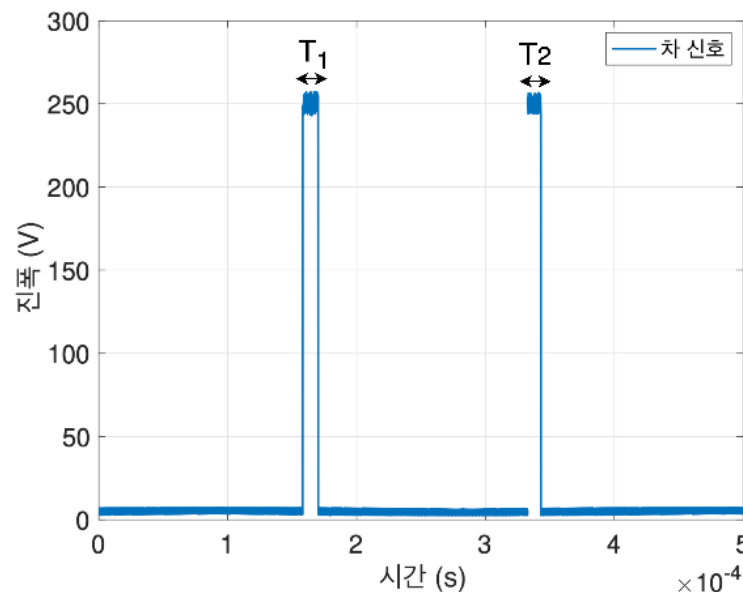
❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 간섭 발생 위치 판별

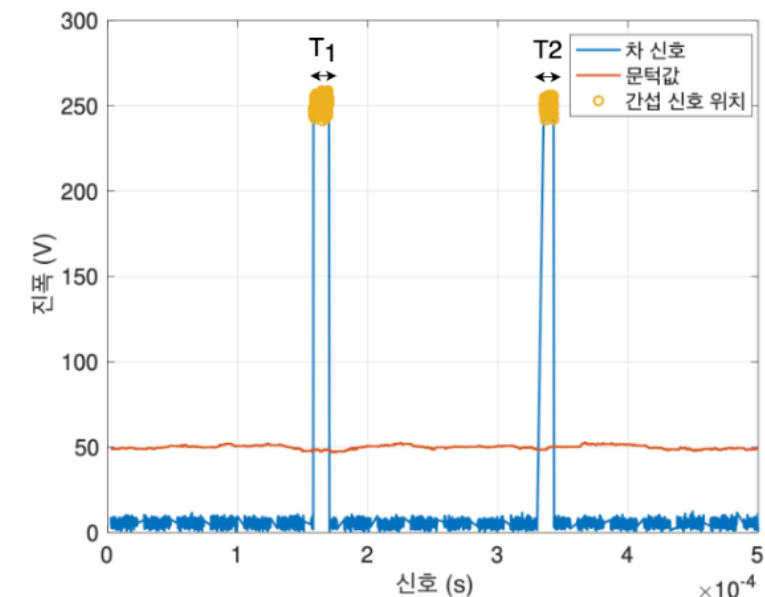
- 간섭이 발생한 구간(T_1, T_2)의 신호가 훨씬 높은 피크 값을 가짐
- Ordered statistic (OS) CFAR 알고리즘으로 간섭 신호의 위치를 판별



차 주파수



차 신호



OS CFAR 적용 결과

04. 간섭 완화

❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 기존의 간섭 완화 방법들

- Zeroing

간섭의 영향을 받은 수신 신호 샘플의 값을 단순히 “0” 으로 대체하는 방법

$$\tilde{\mathbf{S}}_{\text{IF}}[n] = \begin{cases} 0 & \text{for } n \in \mathcal{N}_{\text{int}} \\ \mathbf{S}_{\text{IF}}[n] & \text{otherwise} \end{cases}$$

(\mathcal{N}_{int} : 간섭의 영향을 받은 수신 신호 샘플의 인덱스 집합)

- Ramp filtering minimization (RF min)

처프당 샘플 수(N) × 처프 수(M) 크기의 2차원 행렬 신호의 각 행에서 최소 진폭 값을 갖는 도플러 주파수 성분을 찾아, 나머지 주파수 성분의 진폭을 해당 값으로 재설정 해주는 방법

$$\tilde{\mathbf{S}}_{\text{IF}}^{(m)}[n] = \min([\mathbf{S}_{\text{IF}}^{(1)} \dots \mathbf{S}_{\text{IF}}^{(M)}])$$

- Iterative method with adaptive thresholding (IMAT)

신호의 확률분포를 이용하여 반복된 문턱값 계산 과정을 통해 희소 신호(“0”의 요소가 많은 신호)를 복원하는 방법
→ Zeroing 후의 신호에 적용

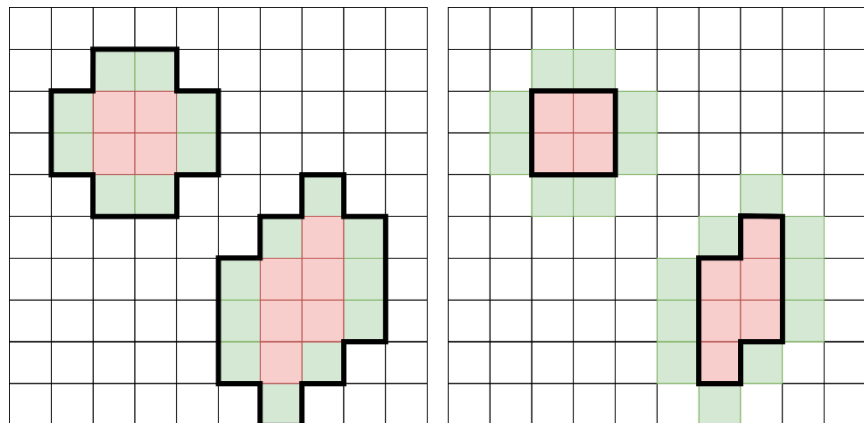
적응형 문턱값: $\gamma_{\text{IMAT}} = w e^{-\beta h}$

04. 간섭 완화

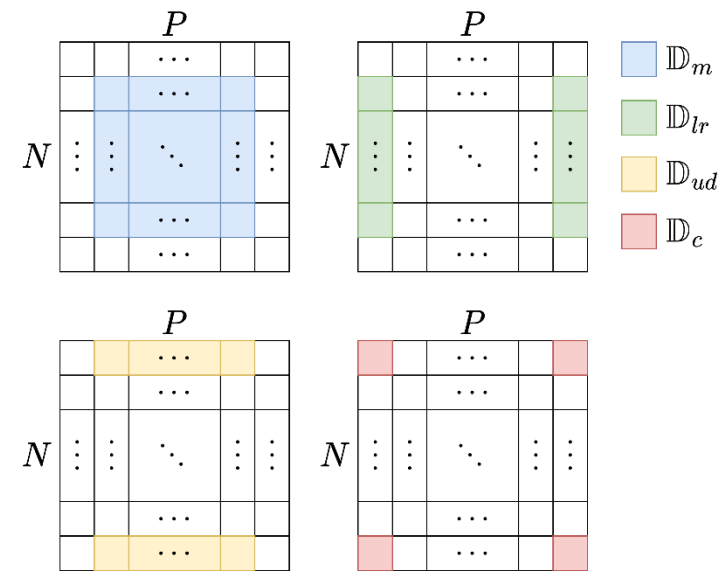
❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 디지털 인페인팅 기법을 적용한 간섭 완화 방법 제안

- 손상된 이미지를 복원하는 기법을 간섭 신호가 포함된 레이다 이미지 신호에 적용하여 간섭을 완화
- 편미분 값을 구하고자 하는 영역 \mathbb{D}_θ 지정
- \mathbb{D}_θ 의 요소와 그와 이웃하는 요소를 변수로 하는 편미분 방정식을 세워 간섭 영역의 신호를 복원
- 영역별 이웃하는 요소의 개수: \mathbb{D}_m (4개), \mathbb{D}_{lr} (3개), \mathbb{D}_{ud} (3개), \mathbb{D}_c (2개)
 → 영역에 따라 편미분 방정식의 변수 및 계수가 결정됨



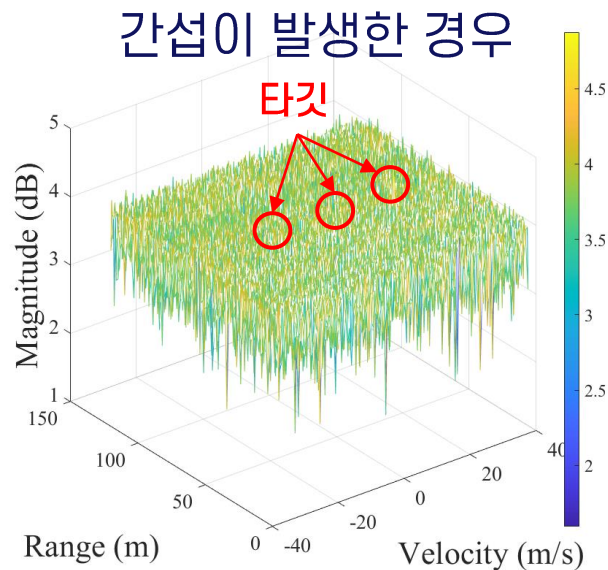
■ 간섭 영역
■ 이웃하는 요소
 \mathbb{D}_θ



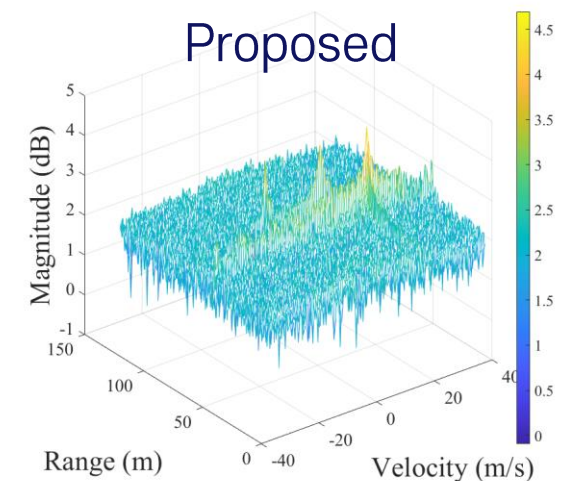
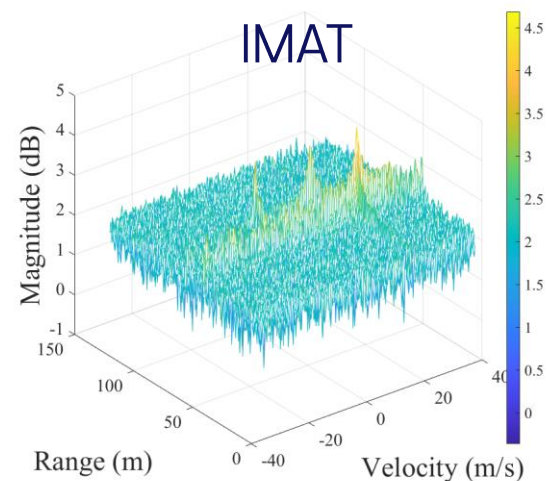
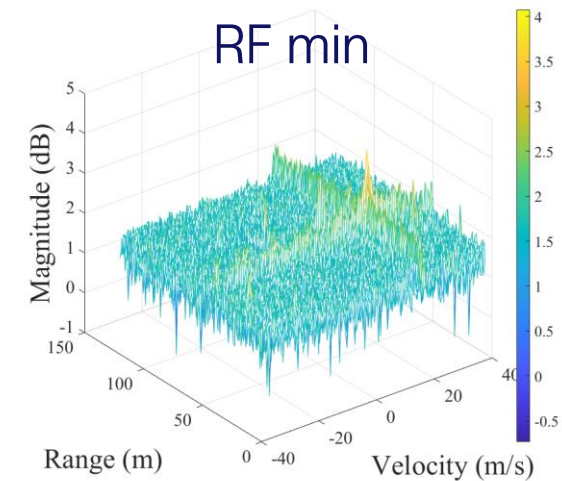
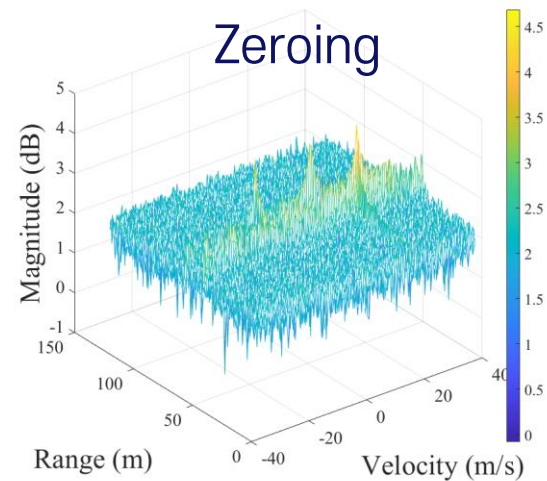
04. 간섭 완화

❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 실험 결과



완화 방법 적용



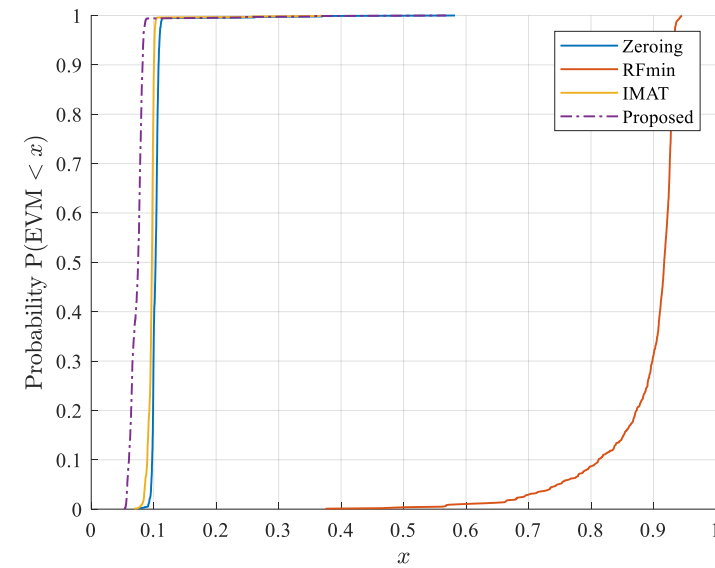
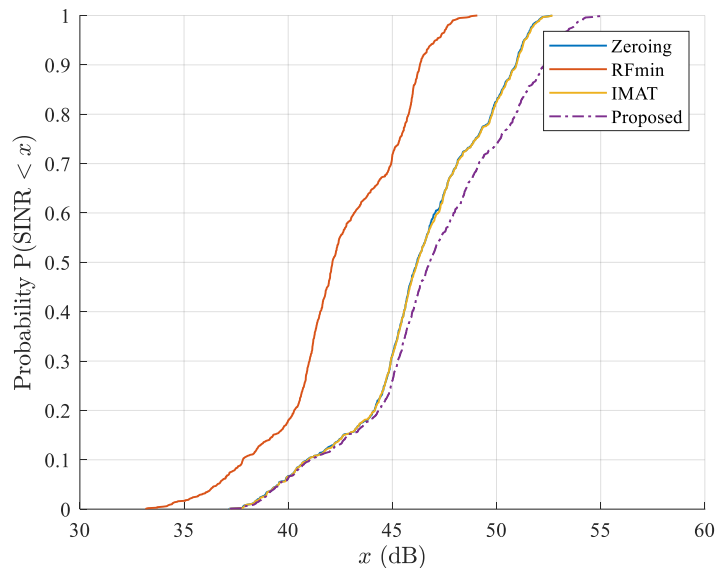
노이즈 레벨이 감소하여
타깃 감지 성능이 향상됨

04. 간섭 완화

❖ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화 연구

- 정량적 성능평가

- Signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR) 와 Error vector magnitude (EVM) 값 비교를 위하여 Empirical cumulative distribution function (ECDF) 의 그래프 출력



Mitigation Method	SINR (dB)			EVM		
	50%-tile	90%-tile	Mean	50%-tile	90%-tile	Mean
Zeroing	46.032684	50.872410	46.0374	0.103144	0.107975	0.1030
RF min	41.947298	46.155607	42.2243	0.918619	0.931161	0.8962
IMAT	46.064327	50.888852	46.0653	0.097075	0.100447	0.0960
Proposed	46.614052	52.309284	46.7138	0.075892	0.082085	0.0744

Best →

05. 결론

❖ 레이다와 AI

- 레이다 센서 데이터를 위한 초해상도 이미지 생성 및 신호 처리 기법

- 초해상도 이미지 생성 기법 연구
 - ✓ 속도 및 각도 해상도 향상을 위한 생성 모델 기반 네트워크 설계
 - ✓ SAR 이미지 초해상도를 위한 SRGAN 구현
- 이미지 추출 및 클러스터 제거 연구
 - ✓ 이미지 생성을 통한 레이다 기반 실내 환경 지도의 정확도 개선
- 간섭 완화 연구
 - ✓ 디지털 인페인팅 기법을 이용한 레이다 간 상호 간섭 완화

