



Received: 2024/10/15
Revised: 2024/10/28
Accepted: 2024/11/22
Published: 2024/12/31

***Corresponding Author:**

Chang-In Hong

PGM RF & IIR SEEKER R&D Lab, LIG Nex1
207, Mabuk-ro, Giheung-gu, Yongin-si,
Gyeonggi-do, Republic of Korea
Tel: +82-31-525-0305
E-mail: changin.hong@lignex1.com

Abstract

본 논문에서는 비행 환경의 유도무기에 탑재된 탐색기가 표적을 탐지 및 추적하는 과정에서 필요한 정보인 range-Doppler map을 생성형 모델인 DDPM(Denoising Diffusion Probabilistic Models) 기반으로 생성하는 방법을 제시한다. 비행 시험에 의해 한정적으로 획득 가능한 실제 RD map과 유사한 가상 RD map을 대량 생성하여 탐색기의 동작 로직을 검증하기 위한 데이터를 확보한다. 추가적으로 저해상도 RD map 픽셀 사이의 이미지를 생성형 모델을 통해 예측하여 고해상도 RD map을 생성한다.

This paper proposed a method for generating a range-Doppler map based on the DDPM(Denoising Diffusion Probabilistic Models), a generative model, which is the necessary information for a seeker mounted on a guided weapon in a flight environment to detect and track a target. By generating a large amount of virtual RD maps similar to the actual RD map that can be obtained only by flight tests, data for verifying the operational logic of the seeker is obtained. Additionally, images between low-resolution RD map pixels are predicted through generative models to generate high-resolution RD maps.

Keywords

FMCW 레이더(FMCW Radar),
DDPMs(Denoising Diffusion Probabilistic Models),
항공기 탑재 시험(Captive Flight Test),
거리-도플러 맵(Range-Doppler Map),
고해상도(High Resolution)

Acknowledgement

이 논문은 2024년도 한국해군과학기술학회 동계학술대회 발표 논문임

Diffusion 기반 클러터 제거 고해상도 거리-도플러 맵 생성

Diffusion-based High Resolution Range-Doppler Map Generation with Clutter Removal

홍창인^{1*}, 김홍락², 박성호², 김민각¹, 조성국¹

¹LIG넥스원 PGM 탐색기연구소 연구원

²LIG넥스원 PGM 탐색기연구소 수석연구원

Chang-In Hong^{1*}, Hong-Rak Kim², Sung-Ho Park², Min-Gak Kim¹,
Seong-Guk Cho¹

¹Research engineer, PGM RF&IIR Seeker R&D Lab, LIG Nex1

²Chief research engineer, PGM RF&IIR Seeker R&D Lab, LIG Nex1

1. 서론

유도무기 개발 단계에서 수행되는 다수의 항공기 탑재 시험(CFT, captive flight test)은 비행시험 전 실제 표적을 탐지하고 추적 및 격추할 수 있는 유효성을 사전 확인하는 데 유용하다. 초고주파 센서인 탐색기를 사용하여 표적을 탐지하고 추적하는 경우, 지면이나 해면에서 반사되는 클러터(clutter)와 같은 외란의 영향을 받는다. 클러터 신호는 접근 표적 신호와 비교적 잘 분리되는 반면 퇴각 표적 신호와는 상호 간섭을 일으킬 수 있어, 접근 표적과 달리 퇴각 표적의 검출은 어려운 편이다[1]. 따라서 실제 비행 환경에 유사한 데이터를 확보하여 분석하는 것이 운용 로직 검증 및 유도무기의 요격 성공률 향상을 위한 방안일 것이다. 하지만 한정된 제원에 의해 비행시험의 수행 횟수가 제한되고, 이는 비행 데이터의 충분한 확보를 어렵게 하는 원인이 된다.

본 논문에서는 기존 획득한 레이더 신호 정보를 바탕으로 만들 수 있는 range-Doppler map(RD map)과 유사한 형태의 clutter를 포함하는 다수의 RD map을 생성하는 방법을 제시하여 비행시험과 유사한 환경의 데이터를 대량 확보하고자 하였다. 해당 데이터 생성을 위해 auto encoder의 일종이자 생성형 인공지능 모델인 Denoising Diffusion Probabilistic Models(DDPMs)에 실제 데이터를 학습시키고, 대량의 가상 데이터를 생성하였다. 또한 저

해상도 RD map의 픽셀 사이의 이미지를 DDPM을 사용하여 생성함으로써 높은 해상도의 RD map을 얻을 수 있다. 이는 탐색기의 표적 탐지 및 추적 과정에서 탐색기 성능 증대에 영향을 줄 수 있다.

2. FMCW 레이다의 RD map 형성

자동차 레이다 시스템에서 널리 사용되는 FMCW (frequency modulate continuous wave) 레이다는 표적의 거리 및 속도 정보를 모두 도출할 수 있다. FMCW 레이다의 동작 방식을 Fig. 1에 나타냈다.

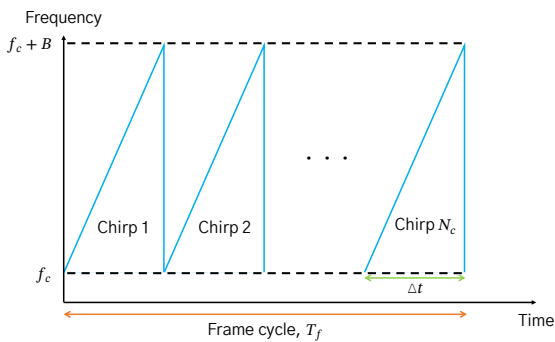


Fig. 1. Operation of FMCW radar

각 chirp 별로 주파수를 일정 간격 동안 f_c 부터 f_c+B 까지 선형적으로 증가시키며 송신한다. 각 chirp 신호는 표적에 부딪혀 반사된 후, 다시 레이다에 수신된다. 송신 chirp와 수신 echo 신호를 믹싱하여 나오는 주파수 차이인 beat frequency를 기반으로 속도와 거리를 도출한다.

FMCW 레이다의 RD map 형성 과정은 다음과 같다(Fig. 2 참조). 각 chirp에서 sampling된 beat frequency에 Fourier transform(FT)을 수행하여 표적의 거리 정보를 도출할 수 있다. 이후, 여러 chirp 사이에 FT를 적용하여 표적의 속도 정보를 도출한다. 이렇게 2D FFT를 수행하여 구한 거리와 속도 정보를 각 축에 따라 매핑하여 2차원의 데이터를 전력으로 나타내 RD map을 형성한다[2].

3. Diffusion 모델

Diffusion 기반 모델은 생성형 인공지능 모델 중에서 각광받고 있는 모델이다. VAE와 GAN과 달리 diffusion 기반 모델은 무작위 잡음을 시간에 따라 제거

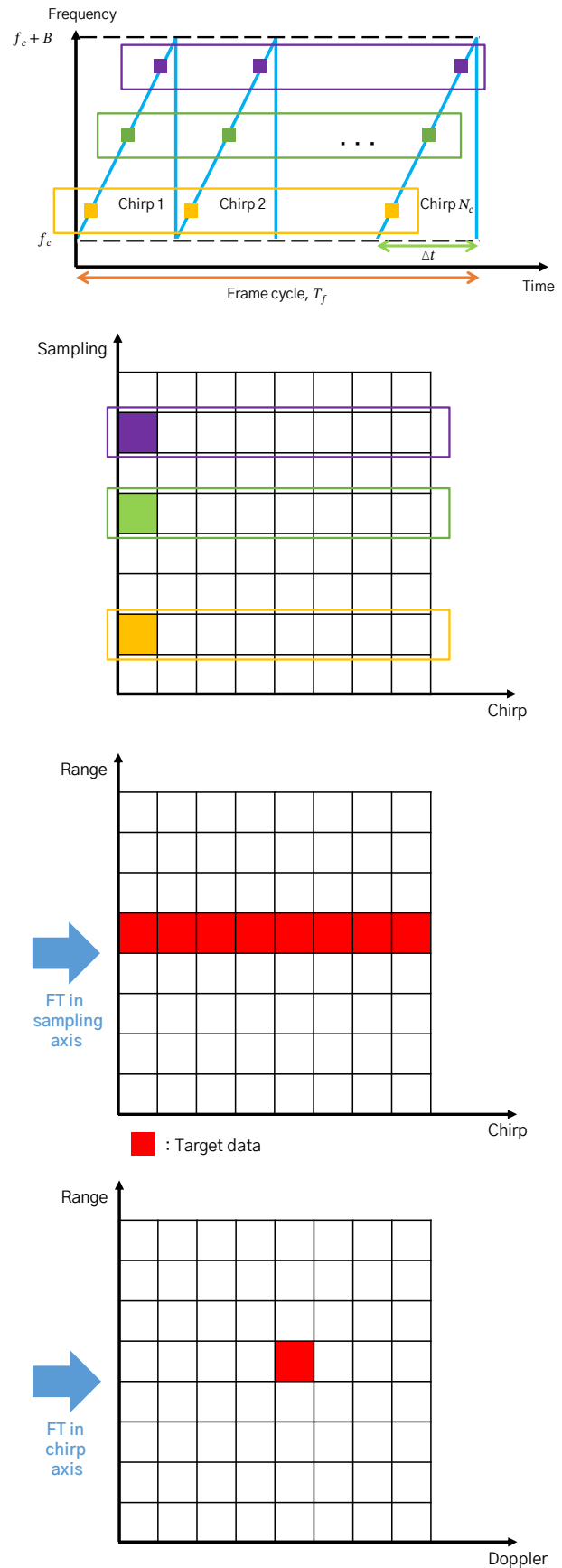


Fig. 2. Range-Doppler map generation

하면서 이미지를 생성한다. DDPM은 한 개의 auto encoder와 유사한 네트워크 구조를 채택하여 두 개의 네트워크를 통해 훈련을 진행하는 GAN 모델에 비해 안정적인 훈련이 가능하다[3].

모델의 훈련은 크게 순방향 과정(forward process)이라는 정규 분포로 생성된 노이즈를 추가하는 과정과 훈련된 분포를 바탕으로 노이즈를 다시 제거하는 역방향 과정(reverse process)으로 구성된다.

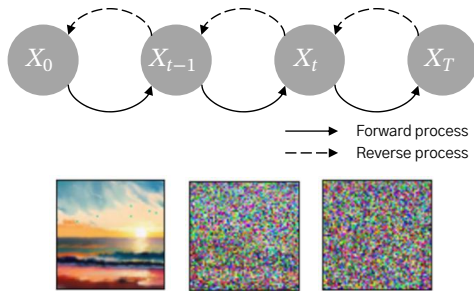


Fig. 3. Diffusion process

순방향 과정의 원리는 다음과 같다. 정해진 linear 분산 Scheduler β_t 를 사용하여 관찰된 입력 X_0 에서 X_T 단계까지 가우시안 노이즈를 추가한다. 분포는 식 (1)과 같다.

$$q(X_{1:T} | X_0) = \prod_{t=1}^T q(X_t | X_{t-1}) \quad (1)$$

여기서, $q(X_t | X_{t-1})$ 은 가우시안 커널로 식 (2)와 같다.

$$q(X_t | X_{t-1}) := N(X_t; \sqrt{1 - \beta_t}X_{t-1}, \beta_t I) \quad (2)$$

역방향 과정의 원리는 식 (3)과 같다. 노이즈가 많은 상태의 데이터에서 원본 이미지로 복원하려고 하기 때문에 denoising 과정이라고도 한다.

$$p_\theta(X_{0:T}) = p(X_T) \prod_{t=1}^T p_\theta(X_{t-1} | X_t) \quad (3)$$

이 때 일반적으로 가우시안 분포를 사용하여 모델링된다.

$$p_\theta(X_{t-1} | X_t) = N(X_{t-1}; \mu_\theta(X_t, t), \sigma_t^2 I) \quad (4)$$

모델이 예측한 노이즈 분포 ϵ_θ 와 실제 노이즈 분포 ϵ 를 비교하여 식 (5)와 같은 loss function을 정의하여 학습을 평가한다.

$$L(\theta) = E_{t, X_0, \epsilon} [\|\epsilon - \epsilon_\theta(X_t, t)\|^2] \quad (5)$$

본 논문에서 구축한 전체 신경망 구조를 Fig. 4에 나타냈다.

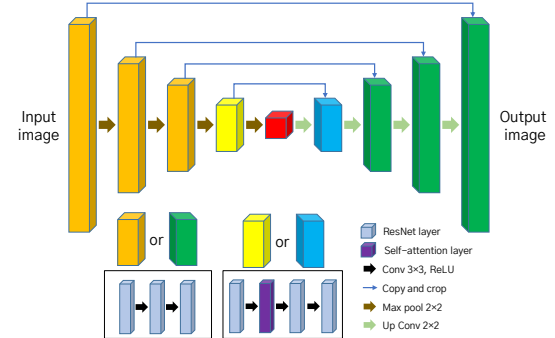


Fig. 4. DDPM network

본 논문의 신경망은 U-Net 구조로 인코더와 디코더로 구성되어 bottle neck 형상을 가진다. 인코더는 4개의 다운샘플링을 위한 block과 self-attention 구조로 구성된다. 디코더는 4개의 업샘플링을 위한 block과 self-attention 구조로 구성된다. 각 block은 3개의 ResNet layer로 구성되며, self-attention layer가 포함된 block이 존재한다.

4. FMCW 레이더 드론 측정 실험

실제 실험 데이터를 얻기 위해 TI사의 IWR 1843 FMCW 레이더를 사용하여 소형 드론을 표적으로 삼정하고 데이터를 획득하였다. 지면과 평행하게 상공을 지향하도록 거치하고 호버링 또는 상승 하강하는 드론의 움직임을 측정하였다.



Fig. 5. Experimental environment

해당 레이더는 77 GHz – 81 GHz 대역을 사용하고, 약 4 GHz 대역폭을 가지며, Tx 안테나 3개와 Rx 안테나 4개를 통해 송수신 기능을 수행한다. 세부 파라미터는 드론의 속도와 RCS 정보를 고려하여 적합하게 변화시켰다. 상세 레이더 스펙은 다음과 같다.

Table 1. Parameters of the radar system

Parameters	Value	Unit
Carrier frequency, f_c	77	GHz
Bandwidth, B	4	GHz
Range resolution, R_{res}	3.7	cm
The number of chirps, N_c	128	-
The number of time samples in each chirp, N_s	256	-
Frame time, T_f	40	ms



Fig. 6. TI IWR1843 FMCW RADAR

5. DDPM을 사용한 이미지 생성

5.1 Real Doppler RAD-DAR 데이터셋 기반 이미지 생성

Diffusion 모델의 RD map 생성 여부를 확인하고 다양한 표적에 대한 RD map 데이터를 확보하기 위해 Real Doppler RAD-DAR 데이터셋을 사용하였다. 해당 데이터셋은 중심 주파수 8.75 GHz, 대역폭 500 MHz를 가지는 FMCW 레이더를 사용하여 측정하였다. 데이터셋에서 드론, 자동차 및 사람에 대한 총 17,485개의 RD map 샘플을 학습하였다. 각 RD map은 학습 정확도를 위하여 전력을 normalization 하고, $[-1, 1]$ 내의 gray scale을 가진 64×64 픽셀의 이미지로 변환시켰다. Figs. 7-9은 DDPM으로 생성된 드론, 차량, 사람에 대한 RD map 데이터이다.

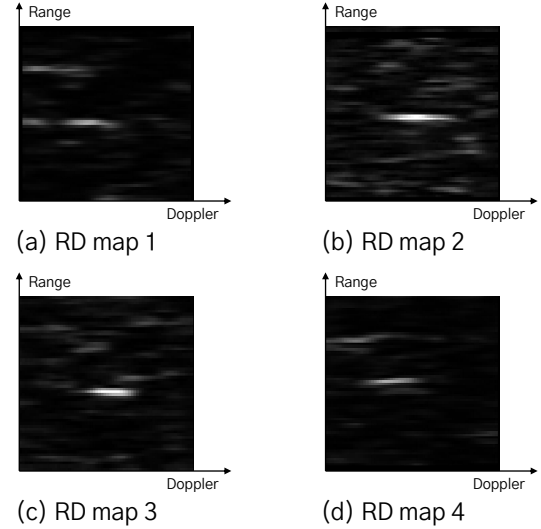


Fig. 7. Generated range-Doppler map images of drones

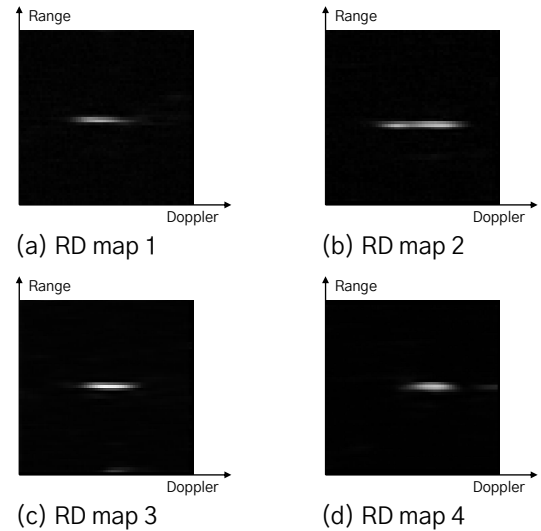


Fig. 8. Generated range-Doppler map images of cars

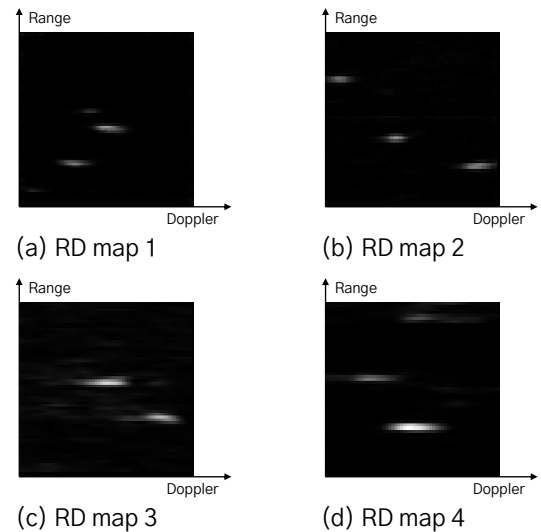


Fig. 9. Generated range-Doppler map images of people

5.2 FMCW 레이더 측정 데이터 해상도 개선

Fig. 10은 FMCW 레이더를 사용하여 드론을 실측한 데이터로 생성한 RD map이다. 특정 위치에서 드론이 호버링(hovering) 하고 있는 상태를 측정하였다. 드론의 특징인 micro doppler에 의해 도플러 스펙트럼이 좌우로 퍼지는 것을 관측할 수 있다.

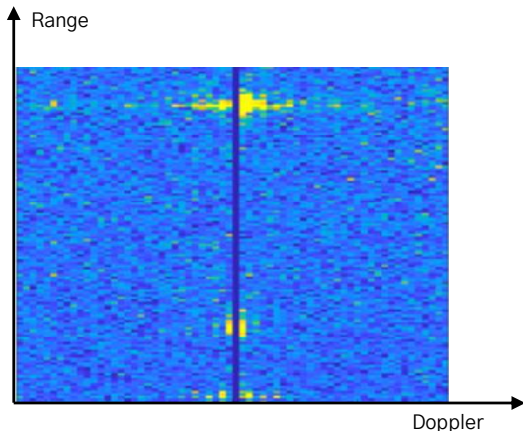


Fig. 10. Original range-Doppler map

Fig. 11은 Fig. 10을 DDPM을 통해 학습하여 해상도를 개선한 RD map이다.

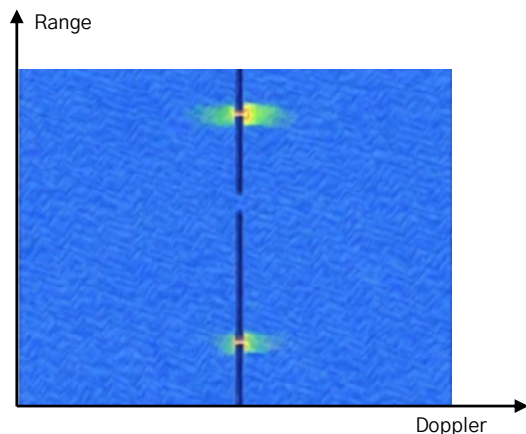


Fig. 11. High resolution range-Doppler map generated by DDPM

거리 축과 도플러 축 모두 해상도가 개선되어 특정 지점의 레벨이 주변 레벨과의 차이가 개선되어 보인다. 또한 표적 이외의 클러터 신호들이 억제되어 표적

을 구별하기에 용이하게 나타난다.

6. 결론

생성형 인공지능 모델인 DDPM을 사용하여 기존 시험 데이터를 기반으로 유사한 가상의 데이터를 다량 생성하였다. 또한 제한된 펄스 수와 샘플 수에 따라 제한적인 RD Map의 해상도 픽셀 사이의 데이터를 생성을 통해 유추함으로써 실제 표적의 위치에 보다 더 근접한 탐지 결과를 얻을 수 있었다.

항공기 탑재 비행 시험은 유도무기 초고주파 센서(탐색기)의 사전 작동 검증을 위해 시행한다. 기존의 항공기 탑재 시험은 한정된 제원에 의해 비교적 적은 데이터만을 확보할 수 있었다. 생성형 인공지능을 통해 비용 증가 없이 데이터 확보를 진행함으로써 개발 비용 절감에 상당한 부분을 기여할 것으로 예상된다. 또한, 표적의 탐지 측면에서도 알 수 없었던 샘플 사이의 데이터를 유추하여 생성함으로써 해상도를 높이고 탐지 성능을 증대시킬 수 있다.

참고문헌

- [1] Son, Chang-Hee, "Estimation of Ground Clutter Reflectivity Based on the CFT(Captive Flight Test)," *Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology*, Vol. 9, No. 2, pp. 87-95, 2006.
- [2] T. Jeong and S. Lee, "Resource-Efficient Range-Doppler Map Generation Using Deep Learning Network for Automotive Radar Systems," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 55965-55977, 2023.
- [3] Min Jong Lee, Dong Woo Kim, "Robust Evaluation of Diffusion-Based Adversarial Purification", *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2023, pp. 134-144.
- [4] Ho, J., Chen, X., Srinivas, A., Duan, Y., & Abbeel, P., "Denoising Diffusion Probabilistic Models." *arXiv preprint arXiv, 11239*, 2020.
- [5] I. Roldan, C. del-Blanco, Á. Quevedo, F. Urzaiz, J. Menoyo, A. López et al., "Dopplemet: 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, 2020.