

FM 대역 수동형 레이더에서의 오토인코더 기반 거리-도플러 맵 내의 잡음 제거 기법

박도현, 박지훈, 김형남

부산대학교 전자공학과

hnkim@pusan.ac.kr

An autoencoder-based range-doppler map denoising technique for FM-band passive bistatic radar

Do-Hyun Park, Ji Hun Park, Hyoung-Nam Kim

Pusan National University

요약

FM 라디오 기반 수동형 레이더 시스템은 상용 FM 라디오 신호를 이용하여 표적을 탐지하는 레이더 시스템으로서, FM 라디오 송신소로부터 직접 경로로 수신되는 기준 신호와 표적으로부터 반사되어 수신되는 표적 신호가 포함된 감시 신호를 수신하여 표적 탐지를 수행한다. 하지만, 수신된 감시 신호에 표적 신호 이외의 클러터 신호 및 잡음으로 인해 표적 탐지 결과 이외의 오탐지 결과가 형성될 수 있고 이는 레이더 시스템의 표적 탐지 성능을 저하시킨다. 본 논문에서는 FM 대역 수동형 레이더에서의 표적 탐지 성능을 향상시키기 위한 합성곱 신경망 기반 잡음 제거 오토인코더를 제안하고, 모의실험을 통해 잡음 제거가 가능함을 확인한다.

I. 서론

수동형 바이스테틱 레이더(passive bistatic radar)는 상용 방송·통신 신호를 이용하여 표적을 탐지 및 추적하는 레이더 시스템으로서, 레이더 시스템의 수신기가 송신기로부터 이격된 구조를 가진다[1]. 수동형 레이더가 표적을 탐지하기 위해 사용할 수 있는 방송 또는 통신 신호는 다양하지만, 그중에서도 FM(frequency modulation) 라디오 신호는 신호 수집이 용이하고 넓은 방송 커버리지를 가져 항공기 탐지를 위한 수동형 레이더 시스템에서 주로 사용된다[2].

수동형 레이더 시스템은 송신기로부터 직접 경로로 수신되는 기준 신호와 표적 반사 신호가 포함된 감시 신호를 수신한다. 수신된 감시 신호로부터 표적 신호를 추출한 뒤, 표적 신호와 기준 신호로 CAF(cross-ambiguity function)을 유도하여 거리-도플러 맵(range-doppler map)을 획득한다. 수동형 레이더는 획득한 거리-도플러 맵에 CFAR(constant false alarm rate) 탐지 알고리즘[1]을 적용하여 직접 경로 신호와 표적 신호 간의 TDOA(time difference of arrival) 및 FDOA(frequency difference of arrival)를 획득하고 이를 표적의 위치 및 속도 추정에 사용한다. 그러나, 유도된 거리-도플러 맵에 표적에 의한 유도 결과뿐만 아니라 간섭 신호 제거 알고리즘이 제거하지 못한 클러터(clutter) 및 잡음에 의한 결과가 존재할 수 있고 이는 오탐지를 유발하여 표적 탐지 성능을 저하시킬 수 있다.

본 논문에서는 거리-도플러 맵에 존재하는 클러터 및 잡음을 제거하기 위한 합성곱 신경망(convolutional neural network) 기반 잡음 제거 오토인코더(autoencoder)를 제안한다. 또한, 모의실험을 통해 제안하는 합성곱 신경망 기반 잡음 제거 오토인코더를 이용하여 거리-도플러 맵 내의 클러터 및 잡음 제거가 가능함을 보인다.

II. 수동형 바이스테틱 레이더

수동형 바이스테틱 레이더 시스템은 송신기로부터 직접적으로 수신되

는 기준 신호와 표적 신호가 포함된 감시 신호를 수신한다. 감시 신호에는 표적 신호뿐만 아니라 기준 신호 및 클러터 신호도 존재하므로 ECA(extensive cancellation algorithm)와 같은 간섭 신호 제거 알고리즘을 통해 표적 신호를 추출한다[1]. 추출된 표적 신호 $s_{tg}(n)$ 과 기준 신호 $s_{ref}(n)$ 을 아래의 CAF 식에 대입하여 거리-도플러 맵을 구할 수 있다.

$$C(\tau, f) = \sum_{n=0}^{N-1} s_{tg}(n) s_{ref}^*(n-\tau) e^{-j2\pi f n}. \quad (1)$$

여기서 τ 는 TDOA, f 는 FDOA를 의미한다. 하지만, 간섭 신호 제거 알고리즘 적용 후의 감시 신호 내에 표적 신호 이외의 간섭 신호 일부가 존재할 경우, 이를 이용한 거리-도플러 맵에서는 그림 1과 같이 표적에 의한 유도 결과뿐만 아니라 클러터 및 잡음에 의한 결과가 나타난다.

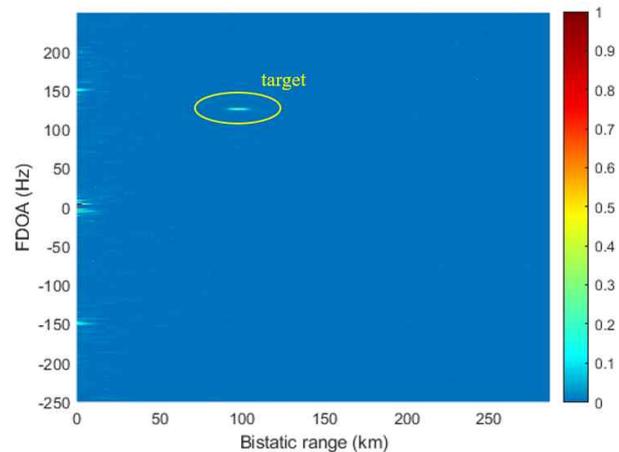


그림 1. 클러터, 잡음 및 표적이 존재하는 거리-도플러 맵.

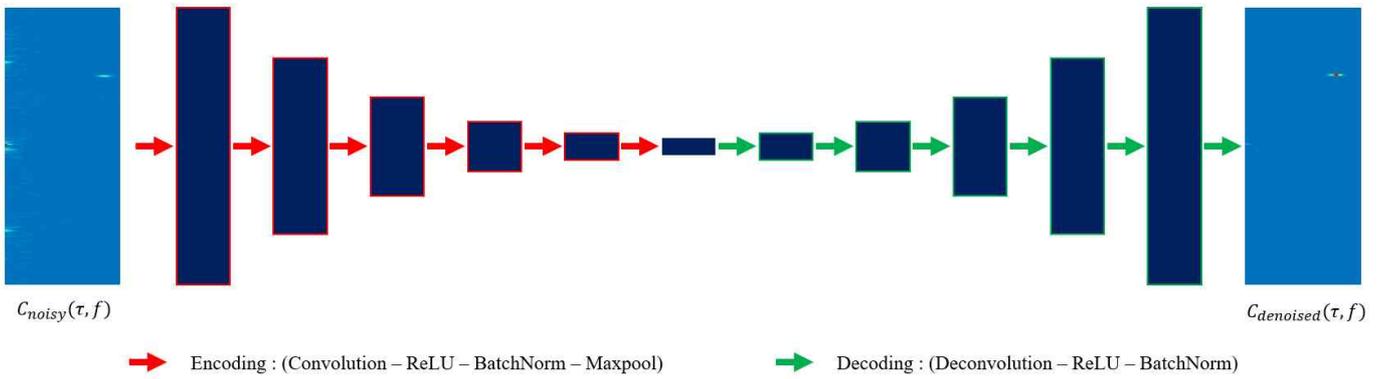


그림 2. 제안하는 합성곱 신경망 기반 잡음 제거 오토인코더 모델 구조.

III. 합성곱 신경망 기반 잡음 제거 오토인코더

최근 컴퓨터 비전 분야에서 딥러닝(deep learning) 기반의 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 높은 성능을 보임으로써 각광받고 있다. 본 논문에서는 많이 사용되는 딥러닝 모델 중 하나인 오토인코더를 이용한 CAF 내의 잡음 제거 기법을 제안한다. 잡음 제거 오토인코더는 병목 구조를 지니며, 잡음이 포함된 데이터가 입력되면 잡음이 제거된 데이터를 출력하는 것을 목표로 하여 학습된다[3]. 본 논문에서 제안하는 오토인코더는 합성곱 신경망을 이용하여 거리-도플러 맵 내의 잡음 제거를 수행하는 네트워크로서, 그림 2와 같은 구조를 지닌다. 입력된 데이터는 합성곱 신경망으로 구성된 인코더 부분을 통과하여 압축된 크기의 특징 맵으로 변환된다. 변환된 특징 맵은 다시 합성곱 신경망으로 구성된 디코더 부분을 통해 입력된 데이터 크기와 같은 이미지 데이터를 출력한다. 오토인코더는 표적, 클러터 그리고 잡음이 포함된 CAF 유도 결과 $C_{noisy}(\tau, f)$ 를 입력 데이터로 사용하고 표적만 존재하는 CAF 유도 결과 $C_{denoised}(\tau, f)$ 를 입력된 데이터에 대한 출력 데이터가 되도록 학습하여 CAF 내의 잡음 제거가 가능하도록 한다.

VI. 모의실험

본 장에서는 모의실험을 통해 제안하는 합성곱 신경망 기반 잡음 제거 오토인코더를 적용하기 전과 후의 CAF 유도 결과를 제시한다. 잡음 제거 오토인코더의 학습은 입력 데이터인 모의 표적, 클러터 및 잡음이 존재하는 CAF 유도 결과와 출력 데이터인 모의 표적만 존재하는 CAF 유도 결과 43,200쌍을 사용하였다. 신경망 학습에는 Adam 알고리즘을 사용하였고[4], 초기 학습률을 0.001으로 설정한 뒤 한 번의 에포크(epoch)마다 학습률에 $\gamma = 0.975$ 를 곱하여 학습률을 줄여나감도록 훈련하였다. 신경망을 학습할 때 배치 사이즈(batch size)는 8로 설정하였고 에포크를 100으로 설정하여 전체 데이터를 100번 사용하도록 학습을 진행하였다.

제안하는 잡음 제거 오토인코더에 그림 1과 같은 잡음 및 클러터가 존재하는 거리-도플러 맵을 입력 데이터로 사용한 결과, 그림 3의 거리-도플러 맵 출력 결과를 획득하였다. 잡음 제거 오토인코더는 거리-도플러 맵 내의 표적에 의한 결과와 클러터 및 잡음에 의한 결과를 구분하여 클러터 및 잡음의 세기를 크게 감소시켰다. 이로 인해 거리-도플러 맵에서 표적에 의한 결과가 명확히 나타나는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 FM 대역 수동형 레이더에서 성능 저하를 발생시키는 거리-도플러 맵 내의 잡음 제거 기법을 제안하였다. 제안하는 잡음 제거 기법은 합성곱 신경망을 기반으로 하는 오토인코더로서, 모의실험을 통해

CAF 내의 잡음 및 클러터가 제안하는 오토인코더를 이용하여 제거가 가능함을 확인하였다. 향후에는 보다 높은 잡음 제거 성능을 지니는 오토인코더 모델에 대한 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No.2017R1D1A1B04035230)

참 고 문 헌

- [1] 박근호, 손소영, 김형남, "FM 방송 기반 수동형 레이더 구형 및 표적 탐지 결과 분석," 한국통신학회논문지, vol. 44, no. 6, pp. 1201-1209, 2019년 6월.
- [2] N. J. Wills and H. D. Griffiths, *Advances in Bistatic Radar*, SciTech Inc., 2007.
- [3] L. Gondara, "Medical Image Denoising Using Convolutional Denoising Autoencoders," *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, pp. 241-246, Barcelona, 2016.
- [4] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," *International Conference on Learning Representations*, San Diego, 2015.

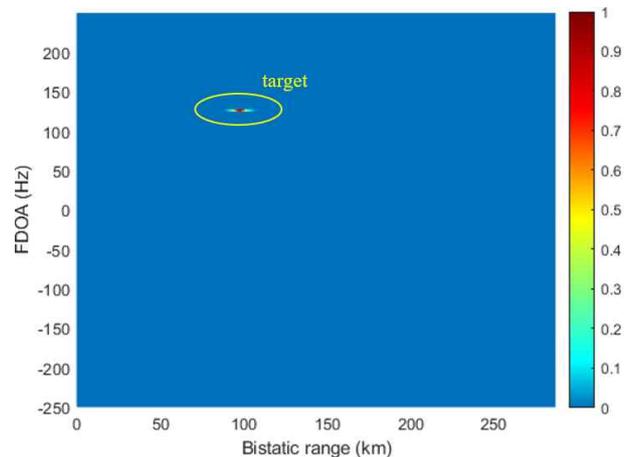


그림 3. 잡음 제거 오토인코더를 그림 1의 거리-도플러 맵에 적용한 결과.