

# PMCW 기반 차량용 센싱 및 통신 시스템에서 표적 탐지 정확도 향상을 위한 딥러닝 기반 사이드로브 억제 기법

김현빈, 박소윤, 이성욱

중앙대학교 전자전기공학과

{bin000722; thdb0711; seongwooklee}@cau.ac.kr

## Deep Learning-based Sidelobe Suppression for Enhanced Target Detection in PMCW-Based Automotive Sensing and Communication Systems

Hyunbin Kim, Soyeon Park, Seongwook Lee

Department of Electrical and Electronics Engineering, Chung-Ang University

### 요약

본 논문은 Phase-modulated continuous wave 시스템의 거리-속도 맵에서 발생하는 사이드로브로 인한 오경보 발생 문제를 해결하기 위해, 딥러닝 기반 사이드로브 억제 기법을 제안한다. 제안된 기법은 U-Net 기반 Autoencoder 구조를 이용하여 사이드로브가 포함된 거리-속도 맵으로부터 사이드로브가 억제된 거리-속도 맵을 생성한다. 시뮬레이션 결과, 본 기법은 기존 거리-속도 맵 대비 평균 Peak signal-to-noise ratio가 16.4 dB 향상되었으며, 다중 표적 환경에서도 제안된 기법을 적용하지 않았을 때보다 오경보율이 25.5%p 감소하고 표적 탐지 성능은 안정적으로 유지되었다.

### I. 서론

Phase-modulated continuous wave (PWCW) 시스템은 뛰어난 거리 해상도와 높은 간섭 강인성 등의 장점을 갖추어 차세대 차량용 통신 및 센싱 시스템으로 주목받고 있다[1]. PMCW 시스템은 Pseudo-noise (PN) 시퀀스로 위상 변조된 연속파형 신호를 송신하고, 수신 신호와 송신 PN 시퀀스의 상관 연산 및 고속 푸리에 변환을 통해 표적의 거리와 속도를 추정한다. 이때 사용되는 PN 시퀀스의 상관 특성으로 인하여 사이드로브가 발생하며, 이는 약한 표적 신호의 탐지를 어렵게 하거나 오경보를 유발하는 원인이 된다[2].

특히 기존에는 Constant false alarm rate (CFAR) 알고리즘과 같은 임계값 기반 표적 탐지 기법을 활용하였으나, 사이드로브로 인해 임계값이 부정확하게 설정될 수 있으며, 이로 인해 탐지 성능이 저하되는 한계가 있다. 최근 이미지 복원 및 노이즈 제거 분야에서 Autoencoder 기반의 딥러닝 기법이 높은 성능을 보이며, 이를 레이더 신호 처리에 응용하는 연구가 주목받고 있다[3]. 이에 본 연구에서는 U-Net 구조의 Autoencoder 모델을 기반으로 PMCW 시스템의 거리-속도 맵에서 사이드로브를 완화하는 기법을 제안한다.

### II. 본론

#### 가. PMCW 시스템에서 거리-속도 추정 방법

PMCW 시스템은 그림 1과 같이 -1과 1로 구성된 PN 시퀀스를 기반으로 위상 변조된 연속파를 송신한다. 하나의 시퀀스는  $M$ 개의 칩으로 구성되며,  $T_c$ 는 각 칩의 지속 시간을 의미한다. 이때,  $m$ 번째 칩,  $l$ 번째 시퀀스의 샘플링된 2차원 수신 신호는

$$x[m, l] = A c[m - m_0] \exp(j2\pi(f_D T_s l + f_D T_c m + \phi)) \quad (1)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서  $A$ 는 진폭,  $c[m]$ 은 -1 또는 +1의 이진 코

드,  $m_0$ 는 지연 인덱스,  $f_D$ 는 도플러 주파수,  $T_s$ 는 시퀀스의 지속 시간, 그리고  $\phi$ 는 초기 위상을 의미한다. 해당 수신 신호의 칩 축을 기준으로 송신 PN 시퀀스와 상관 연산을 수행하여 표적의 거리를 추정할 수 있고, 시퀀스 인덱스 방향으로 고속 푸리에 변환을 적용하면 표적의 속도를 추정할 수 있다. 이때, PN 시퀀스의 자기상관 특성이 이상적이지 않기 때문에, 추정된 거리-속도 맵에는 표적의 위치 외에도 사이드로브가 발생하게 된다.

#### 나. 제안된 U-Net 기반 사이드로브 억제 모델

본 논문에서 제안한 딥러닝 모델은 그림 2와 같이, U-Net 기반의 Autoencoder 구조로 설계되었다. 인코더에서는 Double convolution 블록 내에서 합성곱, 배치 정규화, Rectified linear unit 활성화 함수 연산을 두 차례 반복적으로 수행한다. 이후, 맥스 풀링을 통해 거리-속도 맵의 공간

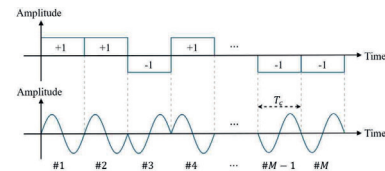


그림 1. PMCW 시스템의 송신 신호

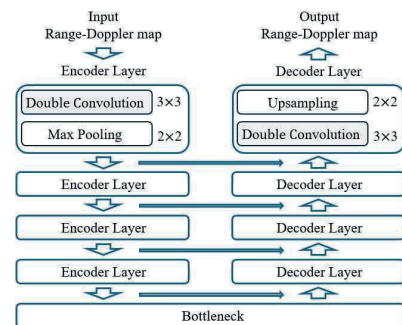


그림 2. 제안한 U-Net Autoencoder 구조

적 특징을 추출하며, 특성 맵의 차원을 축소한다. 디코더는 업샘플링된 특징 맵과 대응되는 인코더 출력을 Skip-connection으로 연결하여 공간 정보를 보존하면서 원래 해상도로 복원한다. 모델은 사이드로브가 포함된 거리-속도 맵을 입력으로 받아 사이드로브가 제거되고 실제 표적만 존재하는 이상적인 거리-속도 맵을 복원하도록 지도 학습되었으며, 손실 함수로는 Mean square error를 사용하여 사이드로브 억제 성능을 향상시켰다.

다. 거리-속도 맵 데이터셋 생성

다양한 시뮬레이션 환경에서 총 300개의 학습 데이터셋을 생성하였다. 각 데이터에는 1~3개의 표적이 거리 10~750 m, 속도  $\pm 180$  m/s 범위 내 무작위로 배치되었고, 신호 대 잡음비는 5 dB로 설정하였다. 입력 데이터는 사이드로브가 존재하는 거리-속도 맵으로 구성하였고, 입력 데이터와 쌍을 이루는 정답 데이터는 사이드로브가 제거되고 실제 표적만 남겨둔 이상적인 거리-속도 맵으로 설정하였다. 이때, 정답 데이터의 거리-속도 맵은

$$G(r, v) = A \exp \left( -\frac{(r - r_{tar})^2}{2\sigma_r^2} - \frac{(v - v_{tar})^2}{2\sigma_v^2} \right) \quad (2)$$

과 같이 각 표적 좌표를 중심으로 2차원 가우시안 함수를 적용하여 모델링하였다. 여기서  $r_{tar}$ ,  $v_{tar}$ 는 표적의 거리와 속도 좌표,  $\sigma_r$ ,  $\sigma_v$ 는 거리와 속도 방향의 표준편차를 의미한다. 이를 통해 학습 안정성을 높이고 정확한 출력 결과를 유도한다. 본 연구에서는  $\sigma_r = \sigma_v = 5$ 로 설정하여 표적 신호가 거리-속도 맵 상에서 일정 범위로 확산되도록 하였다. 그림 3은 각각 입력 및 정답 데이터로 사용된 거리-속도 맵의 예시를 보여준다.

라. 제안된 방식의 성능 평가

본 연구에서는 제안된 기법의 성능을 평가하기 위해, 총 30개의 랜덤 시나리오로 구성된 평가용 데이터셋을 사용하였으며, 표적의 거리 및 속도의 범위와 신호 대 잡음비는 학습 데이터셋과 동일하게 설정하였다. 평가 결과, 사이드로브가 포함된 입력 거리-속도 맵과 사이드로브가 억제된 정답 거리-속도 맵 간의 평균 Peak signal-to-noise ratio (PSNR)은 54.1 dB였다. 반면, 제안된 기법으로 복원된 거리-속도 맵과 정답 거리-속도 맵 간의 평균 PSNR은 70.5 dB로, 제안된 기법 적용 후 정답 거리-속도 맵과의 유사도가 16.4 dB 향상되었다.

그림 4는 2개의 표적이 존재하는 시나리오에서 입력된 거리-속도 맵과 제안된 기법을 적용한 거리-속도 맵에 CFAR 알고리즘을 적용한 결과이다. 그림 4(a)에서 볼 수 있듯이 제안된 기법을 적용하기 전에는, 실제 표적 위치 외에 사이드로브도 표적으로 인식하여 다수의 오경보가 발생하였고 평균 오경보율은 32.1%였다. 반면, 제안된 방식으로 사이드로브를 억제한 후 CFAR 알고리즘을 적용한 결과인 그림 4(b)에서는 실제 표적이 탐지되고 오경보율은 6.6%로 25.5%p 감소하였다. 그림 5는 3개의 표적이 존재하는 데이터셋에 대한 제안 기법 적용 결과로 표적 수가 증가해도 우수한 탐지 성능이 유지됨을 확인할 수 있다.

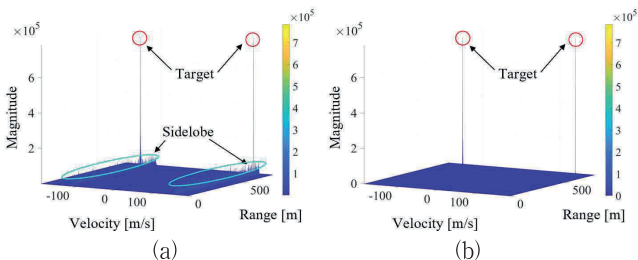


그림 3. 제안된 딥러닝 기법의 학습 데이터: (a) 사이드로브가 존재하는 입력 신호, (b) 사이드로브가 억제된 정답 신호

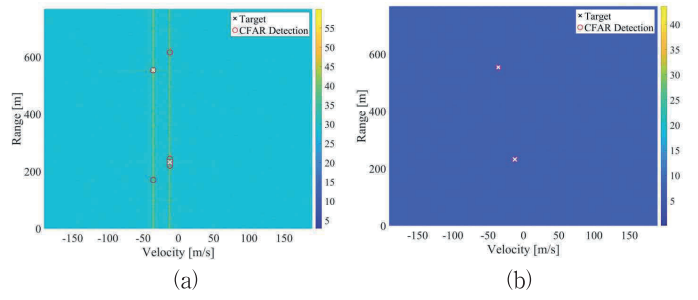


그림 4. 표적이 2개인 경우 거리-속도 맵에 CFAR 알고리즘을 적용한 결과: (a) 입력 거리-속도 맵 (b) 제안된 기법을 적용한 출력 거리-속도 맵

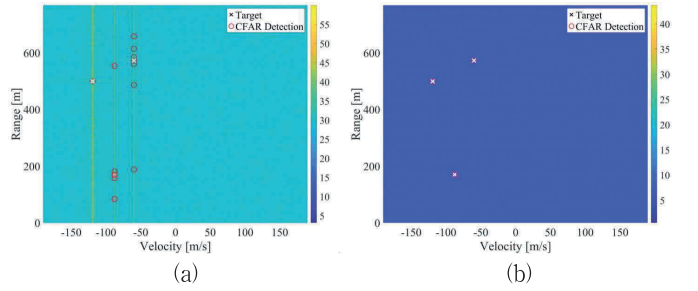


그림 5. 표적이 3개인 경우 거리-속도 맵에 CFAR 알고리즘을 적용한 결과: (a) 입력 거리-속도 맵 (b) 제안된 기법을 적용한 출력 거리-속도 맵

### III. 결론

본 연구는 PMCW 시스템의 거리-속도 맵에 발생하는 사이드로브로 인한 표적 탐지 성능 저하 문제를 해결하기 위해, U-Net 기반 Autoencoder 구조를 활용한 딥러닝 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 사이드로브가 포함된 거리-속도 맵으로부터 이상적인 거리-속도 맵을 복원한다. 성능 평가 결과, 제안된 방식으로 복원된 거리-속도 맵의 평균 PSNR은 70.5 dB로, 제안된 기법을 적용하기 전과 비교하여 16.4 dB 향상되었다. 또한 CFAR 알고리즘을 통한 표적 탐지 결과, 제안된 기법이 적용된 거리-속도 맵에서는 표적 탐지 성능은 유지되면서 오경보율은 25.5%p 감소하였다. 이는 제안된 딥러닝 기반 사이드로브 억제 방식이 거리-속도 맵의 구조적 특성을 효과적으로 학습하여, 사이드로브와 실제 표적을 구분하고 안정적인 표적 탐지 성능을 유지할 수 있음을 입증한다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 과학기술정보통신부의 지원으로 한국연구재단의 지원(RS-2024-00405510)과 산업통상자원부의 지원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0020967, 스마트센서 전문인력양성사업)을 받아 수행된 연구임.

### 참고 문헌

- [1] G. Hakobyan and B. Yang, "High-performance automotive radar: A review of signal processing algorithms and modulation schemes," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 36, no. 5, September 2019, pp. 32–44.
- [2] W. Van Thillo, P. Gioffré, V. Giannini, D. Guermandi, S. Brebels, and A. Bourdoux, "Almost perfect auto-correlation sequences for binary phase-modulated continuous wave radar," *2013 European Radar Conference*, Nuremberg, Germany, October 2013, pp. 491–494.
- [3] M. L. L. de Oliveira and M. J. G. Bekooij, "Deep convolutional autoencoder applied for noise reduction in range-Doppler maps of FMCW radars," *2020 IEEE International Radar Conference*, Washington, DC, USA, April 2020, pp. 630–635.