

FMCW 레이더의 Range-Doppler spectrum 에 기반한 합성곱-순환신경망 CFAR 설계

송재현, 이현희, 이승환, 신동준
한양대학교 융합전자공학과

thdwogus, fly4hyun, kr3951, djshin@hanyang.ac.kr

CNN-LSTM CFAR design based on Range-Doppler spectrum of FMCW radar

Jaehyeon Song, Hyunhee Lee, Seunghwan Lee, Dong-Joon Shin
Hanyang University

요 약

본 연구는 오경보확률 조절 손실함수를 적용한 딥러닝 기반 CFAR 알고리즘에서 FMCW 레이더의 2 차원 spectrum 특성에 맞는 합성곱-순환신경망 CFAR 를 설계하여 성능향상을 보인다. 실제에 가까운 실험 데이터를 FMCW 레이더 시뮬레이션으로 생성하고, Range-Doppler spectrum 이 시각정보와 유사하다는 특성과 Range-Doppler spectrum 이 이전 spectrum 과 시간상 연관성이 있다는 레이더의 특성에 맞추어, 시각정보를 잘 처리하는 합성곱 신경망과 이전시간에 대한 정보를 활용하는 순환 신경망을 합쳐 성능향상이 가능한 것을 확인하였다.

I. 서 론

레이더를 이용하여 물체를 감지하는 것은 자율주행을 비롯한 다양한 응용에서 필수적인 요소이다. 이 경우 주변 잡음은 타겟에서 오는 신호를 간섭하게 되어 타겟 유무 판별을 어렵게 한다. 이를 일정한 오경보확률 (false alarm probability)로 검출하는 대표적인 기법으로 CFAR(constant false alarm rate)가 있다[1].

최근 딥러닝 기법으로 타겟 유무를 판별하는 연구가 진행되고 있으며, 손실함수에 조정계수를 추가하여 오경보확률을 일정하게 유지하게 한 딥러닝 기법이 제안되었다[2]. 그러나 이 알고리즘의 성능 실험에 쓰인 데이터셋은 실제와 달리 시간상 연관성이 없으며, 순환 신경망이 다른 신경망과 비하여 성능향상이 미미했다.

본 논문에서는 FMCW 레이더 신호를 시뮬레이션으로 생성하여 보다 현실적인 데이터를 학습 및 성능 실험에 사용한다. 그리고 합성곱과 순환신경망의 장점을 모두 살린 합성곱-순환신경망 CFAR 알고리즘을 설계하여 성능향상이 가능하다는 것을 보인다.

II. 본 론

기존 논문에서 손실함수에 조정계수 β 를 추가하여 오경보 확률 조절이 가능한 것을 확인하였다[2]. 조정계수에 따른 손실함수 수식은 다음과 같다.

$$L = CE(f(x), t) + \beta \times CE(f(x), 0) \quad (1)$$

첫째항은 기존 크로스 엔트로피 손실함수(cross-entropy loss function)이다. 여기서 $f()$ 는 모델의 출력값, x 는 입력데이터, t 는 입력 데이터에 대한 정답값이다. 두번째항에 크로스 엔트로피 손실함수를 타겟의 유무와 관계없이 정답값에 0 을 입력하여 타겟이 없다고 학습시키는 항을 조정계수 β 에 따라 추가한다. 그리하여 타겟이 없는 데 있다고 판단하는 오경보확률을 감소시킨다.

기존 논문에서 (1)의 손실함수를 적용하여 완전연결 신경망, 합성곱 신경망, 순환신경망을 통해 오경보확률이 유지되는 것을 확인하였다. 그러나 순환신경망의 경우 연속적인 데이터 10 개를 입력값으로 사용했으나, 성능향상이 크지 않았다.

또한 해당 알고리즘을 실험하는데 있어 실제 레이더신호와 차이가 있는 데이터를 사용하였다. 타겟의 신호를 하나의 임펄스로 생성하고 노이즈를 exponential 분포에서 i.i.d.하게 생성하였기 때문에 시간상 데이터 간의 연관성이 부족하였다.

본 논문에서는 이전 논문에서 제안한 오경보확률 조절 손실함수를 사용한다. 여기에 FMCW 레이더 시뮬레이션으로 생성한 Range-Doppler spectrum 을 사용하여 보다 실제적인 데이터로 알고리즘을 구동하였다. 또한 시각정보에 좋은 성능을 보이는 합성곱 신경망과, 연속적인 데이터를 활용하는 순환신경망을 결합하여 합성곱-순환신경망을 설계하였다. 이는 Range-Doppler spectrum 의 시각정보를 판별하고, 연속적으로 Range-Doppler spectrum 을 생성하는 레이더의 특성에 맞추어 실제 상황에서 성능향상을 가능하게 한다.

III. 데이터셋 생성 및 딥러닝 모델 설계

FMCW 레이더 파형에 맞추어 송신신호를 생성하고, 타겟의 거리와 속도에 맞추어 지연시간을 계산하여 수신신호를 생성한다. 타겟은 하나의 타겟을 거리 20~200m, 속도 $\pm 20\sim 80\text{m/s}$ 사이에서 무작위로 생성하였다. 생성한 송신신호와 수신신호를 곱하여 Mix 신호를 얻고, low pass filter 를 거쳐 beat 신호를 얻는다. 이후 이 신호를 샘플링하고 SNR 값에 맞는 AWGN 샘플을 생성하여 신호에 더한다. 각 chirp 샘플들을 열로 배열하고 2D-FFT 하여 최종적으로 Range-Doppler spectrum 을 얻는다. 생성된 Range-Doppler spectrum 에서 타겟을 중심으로 range 축에서 31, doppler 축에서 9 픽셀만큼 추출하여 (31, 9)크기의 Range-Doppler spectrum 를 생성하였다. 순환신경망에 입력되는 데이터셋은 연속되는 거리와 속도에 맞추어 연속적인 10 개의 Range-Doppler spectrum 을 생성한 후 하나로 합쳐 (10, 31, 9) 크기의 데이터셋을 생성한다. 그림 1 은 생성된 Range-Doppler spectrum 을 나타낸다.

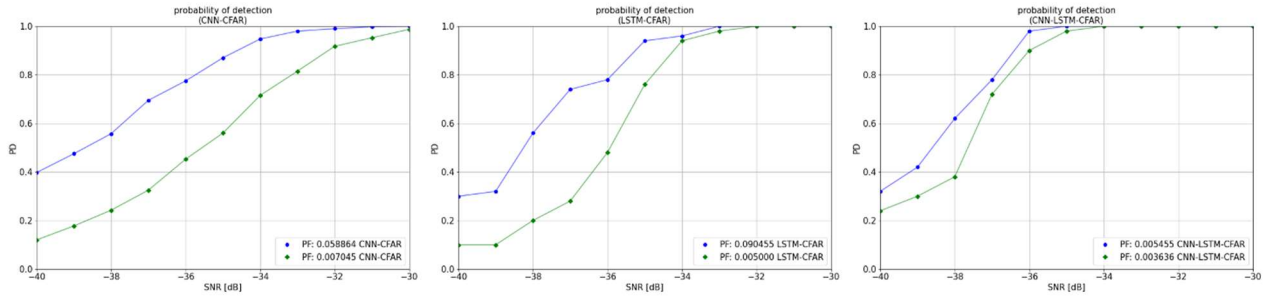


그림 3. 왼쪽에서부터 합성곱 신경망, 순환신경망, 합성곱-순환 신경망 CFAR 검출기의 탐지확률(PD) 및 오경보확률(PF).

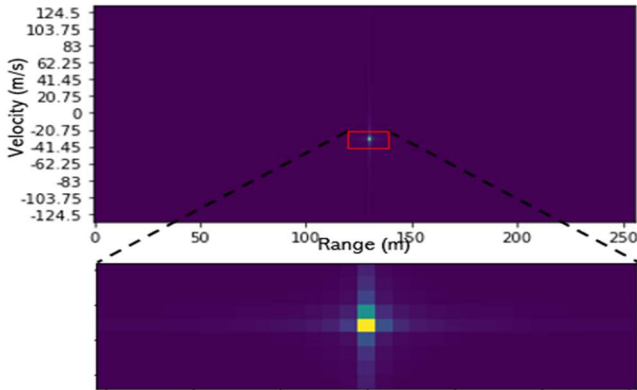


그림 1. Range-Doppler spectrum 생성 후 타겟을 중심으로 (31, 9) 크기로 추출.

순환신경망은 각 프레임 단에서 완전 연결신경망의 구조를 갖는데, 이는 이미지 데이터를 판별하기에 복잡도가 높아 학습이 어려워진다. 이를 순환신경망에 데이터를 입력하기 전에 합성곱 신경망을 연결하여 이미지 정보에 대한 특징을 추출한 이후 순환신경망에 입력하여 해결한다. 연속적인 시간에 대한 데이터 (10, 31, 9)를 각 시각에 대한 프레임 (1, 31, 9) 10 개로 나눈다. 해당 10 개의 데이터를 합성곱 신경망에 입력하여 10 차원 벡터로 출력한다. 10 개의 프레임들에 대한 합성곱 신경망에 대한 결과값들을 다시 연속적인 시간으로 합쳐 (10, 10)크기의 데이터를 구현하여 순환신경망에 입력한다. 순환신경망의 마지막 프레임을 결과값으로 받아 완전신경망에 입력한다. 마지막으로 10 번째 프레임의 Range-Doppler spectrum 타겟값과 완전신경망의 결과값을 비교하여 타겟 유무를 판별한다. 이로써 합성곱과 순환신경망의 각 장점을 모두 갖는 효과를 보인다. 그림 2 는 해당 모델의 구조도를 나타낸다.

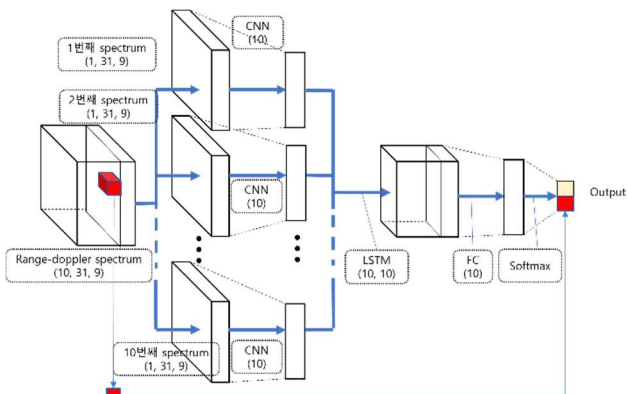


그림 2. 합성곱-순환신경망 CFAR 검출기 구조도.

IV. 실험결과

데이터를 SNR -40dB 부터 -30dB 까지 각 1dB 마다 데이터가 있는 것과 없는 것을 각 200 개 생성하여 딥러닝 모델에 학습하였다. 학습된 모델들을 각 SNR 별로 타겟이 있는 데이터 200 개, 타겟이 없는 데이터 200 개를 입력하여, 각 SNR 에 따른 타겟 감지 확률과 오경보확률을 측정하였다. 이 결과를 기존논문의 합성곱 신경망, 순환신경망의 성능과 비교를 하였다.

그림 3 은 각 딥러닝 모델마다 SNR 에 따른 탐지 확률과 오경보확률을 나타낸다. 기존논문의 합성곱 신경망은 이미지 데이터를 잘 판별하지만, 하나의 프레임만을 이용하여 성능에 한계를 보인다. 순환신경망은 10 개의 데이터를 이용하지만 이미지 분별에 어려움이 있어 하나의 프레임만을 이용하는 합성곱보다 성능이 떨어진다. 이에 반해 합성곱-순환신경망은 둘의 장점을 모두 적용하여 오경보확률이 가장 낮고 탐지 확률도 높은 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 기존 조정계수를 통한 오경보확률 고정 손실함수 알고리즘을 보다 실제적인 데이터로 실험하고 합성곱과 순환신경망이 결합된 CFAR 모델을 제안하였다. 실험을 통해 제안된 기법이 실제적인 환경에서 향상된 성능을 보임을 확인하였다. 추후 연구로는 몇 개의 프레임을 사용하는 것이 성능향상에 최적인지 연구할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022 년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0017011, 2022 년 산업혁신인재성장지원사업)

참 고 문 헌

- [1] M. A. Richards, Fundamentals of Radar Signal Processing, McGraw-Hill Education, 2014.
- [2] 이현희, 이승환, 신동준, "딥러닝 기반 CFAR 알고리즘의 오경보 확률 조절을 위한 손실함수 설계" 한국통신학회 하계종합학술발표회 논문집, Vol.75 pp.292-293 Jun. 2021.