

저피탐 레이더 신호의 LSTM 기반 polyphase 변조 그룹 분류 기법

박도현, 박지훈, 김형남

부산대학교 전자공학과

hnkim@pusan.ac.kr

LSTM-based polyphase modulation group classification method for low-probability-of-intercept radar signals

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

Pusan National University

요약

전자전 지원은 상대방이 방사하는 통신 및 레이더 신호를 수집하여 이로부터 정보를 획득하는 활동이다. 상대방의 레이더 신호를 수집하고 이로부터 레이더 변조 방식을 인식하는 것은 전자전 지원에서 필수적이다. 그러나 저피탐 능력 강화를 위해 다양한 변조 방식이 활용되고 있고, 특히 polyphase 변조 레이더 신호들은 서로 간 특징의 유사성 때문에 이들의 변조 인식에 어려움이 있다. 본 논문에서는 이러한 polyphase 변조 인식의 어려움을 개선하기 위해 순환 신경망 구조 중 하나인 LSTM을 기반으로 하는 변조 그룹 분류 기법을 제안하고 모의실험을 통해 성능을 확인한다.

I. 서론

전자전의 한 분야인 전자전 지원은 상대방이 방사하는 통신 및 레이더 신호를 수집한 후 이를 신호처리 및 분석하여 정보를 획득하는 것을 의미한다. 전자전 지원 시스템에서 획득할 수 있는 다양한 정보들 중에서, 적의 레이더 변조 방식은 전자전 지원에서 필수적으로 요구되는 정보들 중 하나이다[1]. 이로 인하여 레이더 신호 변조 인식 방법에 대하여 많은 연구가 진행되어 왔다[2]. 하지만, 다양한 변조 방식을 가지면서 SNR (signal-to-noise ratio)이 0 dB 이하인 저피탐 레이더 신호에 대한 변조 인식은 점점 더 어려워지고 있다. 특히 polyphase 코드를 사용하는 변조 신호(Frank, P1, P2, P3, P4)는 서로 유사한 특징을 지니기 때문에 다른 변조 방식들에 비해 인식에 더욱 어려움이 있다[2].

본 논문에서는 대표적인 순환 신경망 중 하나인 LSTM(long short-term memory)을 기반으로 하는 polyphase 변조 신호의 인식 성능 향상 기법을 제안한다. Polyphase 변조 신호들은 순시 주파수 특징에 따라 두 그룹으로 나뉠 수 있고, 제안하는 방법은 변조 신호들을 그룹별로 분류하여 인식 성능 향상에 도움을 주는 것을 목표로 한다. 제안하는 polyphase 그룹 분류기는 시간-주파수 분석 단계, 전처리 단계, LSTM과 단층 퍼셉트론을 이용한 분류 단계로 구성되어 있다. 본 논문에서는 모의실험을 통해 제안하는 분류 기법의 인식 정확도 성능을 확인한다.

II. Polyphase 코드

상대방의 레이더 신호가 방사될 때, 전자전 지원 수신기에 수신된 이산 신호 $y(k)$ 는 가산 백색 가우시안 잡음 환경에서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(k) = x(k) + w(k) = Ae^{j\phi(k)} + w(k) \quad (1)$$
$$k = 0, 1, \dots, N.$$

여기서 $x(k)$ 는 상대방으로부터 전파된 레이더 신호, $w(k)$ 은 백색 가우

시안 잡음, A 는 레이더 신호의 크기, 그리고 $\phi(k)$ 는 레이더 신호의 순시 위상을 의미한다. Polyphase 코드를 이용한 레이더 변조 신호는 Frank, P1, P2, P3, 그리고 P4로 5가지 변조 방식이 존재하고 이들은 서로 다른 순시 위상 $\phi(k)$ 를 가진다[1]. 위의 5가지 변조 방식들 중에서 Frank와 P3 코드는 코드의 중심부에 가장 큰 위상 증가가 나타나 시간-주파수 축에서 서로 비슷한 형상을 지니고, P1과 P4 코드는 코드의 끝부분에 가장 큰 위상 증가가 나타나 시간-주파수 축에서 서로 유사한 형상을 가진다. 이로 인하여 레이더 변조 인식에 주로 사용되는 시간-주파수 축 분석 기법을 이용하여 polyphase 코드들에 대한 변조 인식을 수행할 때, polyphase 코드들 사이의 큰 유사성으로 인해 변조 인식 정확도가 낮아진다. 그러나 Frank, P1, P2 코드는 시간-주파수 축에서 주파수가 단계적으로 변한다는 특징을 지니고 P3와 P4 코드는 주파수가 선형적으로 변하는 특징을 지니므로, 이러한 특징들을 정확히 판단할 수 있다면 polyphase 변조 신호들의 인식 성능을 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 주파수가 단계적으로 변하는 Frank, P1, P2 코드를 polyphase 1번 그룹, 그리고 선형적으로 변하는 P3와 P4 코드를 polyphase 2번 그룹이라고 명명한다.

III. 제안하는 polyphase 변조 그룹 분류 기법

낮은 SNR 환경에서도 polyphase 변조 신호들에 대한 인식 성능을 높이기 위해 본 논문에서는 LSTM과 단층 퍼셉트론으로 구성된 polyphase 그룹 분류 신경망을 제안한다. 제안하는 분류 신경망은 수신된 신호가 Frank, P1, P2로 구성된 1번 그룹인지 또는 P3와 P4로 구성된 2번 그룹인지를 분류하는 것을 목표로 한다. 제안하는 분류 기법은 먼저 전자전 지원 수신기에 수신된 신호에 대하여 식 (2)와 같은 CWD (Choi-Williams distribution) 시간-주파수 분석 기법을 이용한다[1].

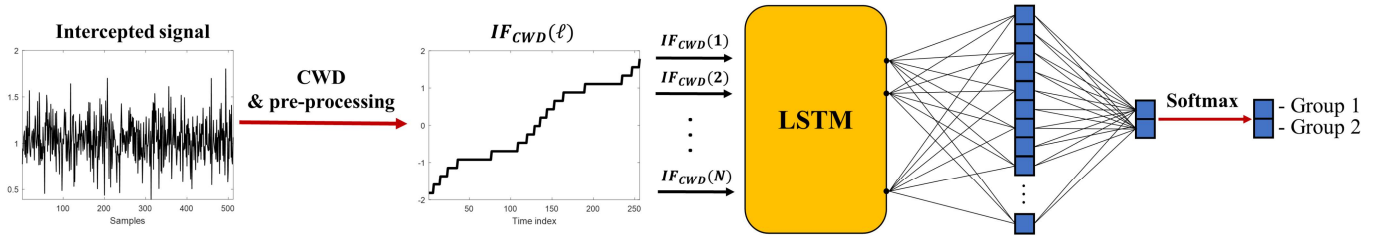


그림 1. 제안하는 polyphase 변조 그룹 분류기의 개요도

$$CWD(\ell, \omega) = 2 \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} e^{-j2\omega\tau} \sum_{\mu=-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{4\pi n^2/\sigma}} e^{-\sigma(\mu-\ell)^2/(4\tau^2)} x(\mu+\tau)x^*(\mu-\tau). \quad (2)$$

위의 식에서 ℓ 은 시간 샘플, ω 는 각주파수 샘플, σ 는 CWD 시간-주파수 분석 시 cross-term 억제와 주파수 분해능 사이를 조절하는 scaling factor를 나타낸다. 본 논문에서는 σ 를 1로 설정하여 시간-주파수 분석을 진행하였다. 식 (2)와 같이 계산된 CWD 각각의 순시 시간 샘플 ℓ 에서 ω 의 최댓값을 계산함으로써 순시 주파수 벡터 $IF_{CWD}(\ell)$ 를 구한다. 수신된 신호로부터 순시 주파수 벡터를 획득한 후, 억제되지 못한 cross-term을 제거하기 위해 순시 주파수 벡터의 양 끝에서부터 1/4번째까지의 값을 제거한다. 또한, 순시 주파수 벡터의 평균이 0이고 표준 편차가 1이 되도록 전처리를 수행한다.

전처리된 순시 주파수 벡터는 LSTM과 단층 퍼셉트론으로 구성된 분류기로 입력된다. LSTM은 순환 신경망 기법 중 하나로, 시계열 데이터에 효과적이면서 기울기 소멸 문제를 방지할 수 있어 시계열 형태를 가지는 입력을 처리하는 데 주로 사용된다[3]. LSTM은 다양한 개수의 은닉 유닛(hidden unit)을 가질 수 있고, 단층 퍼셉트론의 입력 유닛 수는 LSTM의 은닉 유닛 수와 동일하게 설정한다. 순시 주파수 벡터는 LSTM과 단층 퍼셉트론으로 구성된 분류기를 거쳐 최종적으로 소프트맥스 계층을 통해 각각의 그룹으로 분류될 확률로 변환된다. 본 논문에서 제안하는 분류 기법의 전체적인 개요도는 그림 1과 같다.

IV. 모의실험

제안하는 polyphase 그룹 분류기의 성능 확인을 위해 모의실험을 통해 학습 및 테스트 데이터를 생성하였다. 학습 데이터 생성 시 5개의 polyphase 변조 방식별로 신호를 5,000개씩 생성하여 총 25,000개의 순시 주파수 벡터 데이터를 생성하였다. 이때 신호 수집 샘플은 512이고 신호 생성 시 SNR은 -10 dB에서 10 dB 사이에서 균등하게 선택되도록 설정하였다. Polyphase 변조에 사용된 파라미터로서, 모든 변조 방식에 대해 단일 코드당 반송파 사이클 횟수는 15, 16, 또는 17에서, Frank, P1, P2 변조에 대해 modulation order는 7 또는 8에서, 그리고 P3, P4 변조에 대해 서브코드 개수는 49 또는 64에서 균등하게 선택되도록 하였다.

학습 데이터를 이용하여 분류기를 학습한 후, 각각의 변조 방식들에 대해 SNR 별로 500개씩 신호를 생성하여 이를 테스트 데이터로 사용하였다. 테스트 데이터 생성 시 SNR을 제외한 파라미터는 학습 데이터 생성에 사용된 것과 동일하게 사용하였다. 그림 2는 분류기의 LSTM 은닉 유닛 수를 8, 16, 32로 다양하게 설정하여 학습한 후, SNR이 -10 ~ 0 dB인 모의 환경에서의 테스트 데이터를 이용해 분류 정확도를 나타낸 것이다. LSTM의 은닉 유닛 수가 32개일 때 분류 정확도가 가장 높았으며, 이때 모든 SNR에 대한 평균 정확도는 80.1%로 나타났고 SNR이 0 dB인 환경에서의 분류 정확도는 98.0%로 나타났다.

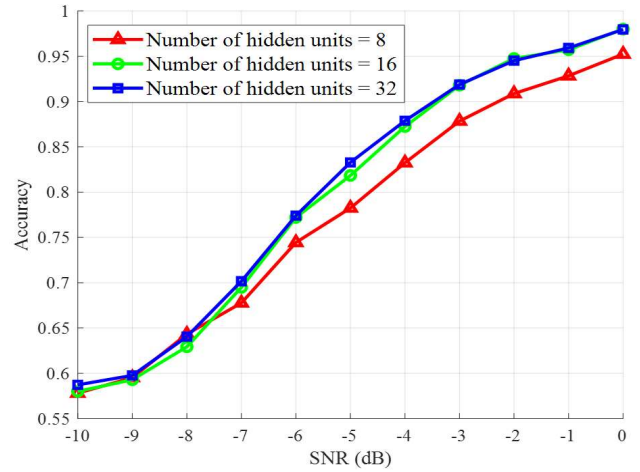


그림 2. 다양한 LSTM 은닉 유닛 수에 대한 SNR 별 분류기 성능

V. 결론

본 논문에서는 LSTM 신경망을 이용하여 polyphase 변조 그룹을 분류하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 수신된 polyphase 변조 신호가 순시 주파수가 단계적으로 변하는 Frank, P1, P2로 구성된 1번 그룹인지 또는 순시 주파수가 선형적으로 변하는 P3, P4로 구성된 2번 그룹인지를 분류한다. 제안하는 분류 기법은 수집된 신호에 시간-주파수 분석 기법 및 전처리를 수행한 후, 이에 LSTM으로 구성된 신경망을 이용하여 그룹 분류를 수행한다. 모의실험을 통해 0 dB 이하의 저피탐 환경에서도 polyphase 그룹 분류가 가능함을 확인하였다. 제안하는 polyphase 그룹 분류 기법은 기존 변조 인식 기법에 추가적으로 적용되어 polyphase 변조 신호들의 인식 성능 향상에 효과적일 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021R1F1A1060025).

참고 문헌

- [1] P. E. Pace, *Detecting and Classifying Low Probability of Intercept Radar*, Artech House, 2003
- [2] J. Lundén and V. Koivunen, "Automatic Radar Waveform Recognition," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 124-136, Jun. 2007.
- [3] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.