

딥러닝 기반 선박 통신 신호 변조 인식

조희재, 신다민, 김형남*

부산대학교

whgmlwozxcvb@pusan.ac.kr, *hnkim@pusan.ac.kr

Modulation Recognition of Ship Communication Signals Using Deep Learning

Hui Jae Jo, Da-Min Shin, Hyoung-Nam Kim*

Pusan National Univ.

요약

해상 운항 환경의 복잡성과 AIS(automatic identification system)의 신뢰도 저하 문제로 인해, 보조적인 선박 식별 기술이 요구되고 있다. 이를 위한 방법으로, 본 연구에서는 선박에서 사용되는 통신 신호의 변조 방식을 자동 식별하는 변조 인식 기법의 적용 가능성을 검토하였다. 6종의 해상 통신 신호를 복소 기저 대역에서 모델링하고, Rician 채널 환경에서 CLDNN(convolutional long short-term deep neural network) 기반의 변조 인식 실험을 수행하였다. 0 dB 이상의 SNR(signal-to-noise ratio) 구간에서 90% 이상의 분류 성능을 보였고, 이는 향후 다중 정보 기반 선박 식별 체계의 전처리 기술로 활용될 수 있는 가능성을 보여준다.

I. 서론

최근 해상 교통량 증가와 함께 복잡해진 항로, 불법 조업, 밀수 등의 위협으로 인해 해양 감시 체계의 부담이 가중되고 있으며 [1], 신속한 조난 대응과 안전 확보를 위해 신뢰성 있는 선박 식별이 중요해지고 있다. 이를 위해 가장 널리 활용되는 수단이 자동식별장치(automatic identification system, AIS)로, 선박의 MMSI(maritime mobile service identity)와 항해 정보를 지속 송신하여 충돌 방지 및 관제에 기여하고 있다 [2]. 그러나 선박이 AIS를 끄거나 조작해 신원을 숨기거나, 전파 장애 및 스푸핑 등의 문제로 AIS를 이용한 선박 식별이 불가능한 사례가 빈번히 발생한다 [3]. 이로 인해 AIS를 단독으로 사용한 식별 체계는 구조적 한계를 지니며, 이를 보완하기 위한 다중 정보 기반의 식별 기술이 요구된다.

본 논문은 다중 정보 기반 선박 식별 체계에서 활용 가능한 정보원 중 하나로서, 해상 통신 신호의 변조 정보를 자동으로 분류하는 딥러닝 기반 변조 인식 기법의 성능을 분석한다. 이를 위해 다양한 해상 통신 신호를 기저 대역에서 모델링하고, 동일한 입력 조건에서 변조 방식의 분류 성능을 평가하였다.

II. 신호 모델링

본 논문에서는 해상에서 운용되는 통신 신호들을 복소 기저 대역에서 모델링하였다. NAVTEX(navigation text), MF(middle frequency)-음성, VHF(very high frequency)-음성, VDES(VHF data exchange system), NAVDAT(navigation data), AIS 총 6가지 신호를 사용하였으며, 각 신호의 변조 방식과 주요 파라미터는 국제 표준 문서 및 기술 규격을 바탕으로 정의하였다.

이어서, 해상 무선 채널은 도심 환경과 달리, 송신국과 수신국 사이에 강한 LoS(line of sight) 성분이 존재하며, 동시에 해수면에 의한 반사파와

소수의 산란파가 혼재한다 [4]. 이러한 해상 환경의 전파 특성을 반영하기 위해 Rician 페이딩 채널로 근사하였다.

수신 신호는 식 (1)과 같이 모델링된다 [5].

$$y[n] = \sum_l h_l[n]x[n-l] + w[n]. \quad (1)$$

여기서 $x[n]$ 은 송신 신호, $h_l[n]$ 은 다중경로 지연 l 에 해당하는 채널 계수, $w[n]$ 은 복소 가우시안 잡음을 의미한다. 각 채널 계수는 식 (2)와 같은 Rician 페이딩 모델로 표현된다. K 는 직접파와 반사파의 전력비로 식 (3)과 같이 계산된다.

$$h[n] = \sqrt{\frac{K}{K+1}} e^{j\theta} + \sqrt{\frac{1}{K+1}} g[n]. \quad (2)$$

$$K = \frac{P_{LoS}}{P_{NLoS}}. \quad (3)$$

식 (2)에서 우변의 첫 번째 항은 LoS 성분을 나타내며, 두 번째 항은 다중 산란에 의해 형성되는 NLoS(non-line of sight) 성분을 의미한다. θ 는 LoS 경로의 위상 성분이며, $g[n]$ 은 평균이 0이고 분산이 1인 복소 가우시안 랜덤 성분이다. K 는 채널의 Rician 특성을 결정하는 주요 파라미터이다. 일반적인 해상 통신 환경을 가정하여 K 를 6 dB(선형 스케일 약 3.98)로 설정하였다. 이는 직접파 전력이 반사파보다 약 4배 우세한 안정적 운항 조건을 반영한다. 본 논문에서는 이러한 채널 모델을 기반으로 데이터를 생성하였다.

III. 모의실험

본 장에서는 2장에서 모델링한 신호를 이용하여 해상 환경에서의 자동 변조 인식을 수행하였다. 변조 인식 모델의 입력으로 사용하기 위해 신호를 리샘플링 한 뒤 평균 전력을 1로 정규화를 하였으며, 기저 대역 I-Q(in phase-quadrature)성분을 분리하여 2×128 크기의 실수형 시퀀스를 2채널 입력으로 사용하였다. 생성된 데이터는 학습용, 검증용, 테스트용 데이터로 각각 전체의 80%, 10%, 10% 비율로 분할하였다. 변조 방식 하나당 SNR(signal-to-noise ratio)별로 300개씩 총 6,000개의 데이터를 생성하였고, 여섯 가지 변조 신호에 대해 총 36,000개의 데이터를 변조 인식 신경망 학습에 사용하였다.

변조 인식에 사용된 신경망으로는 CLDNN(convolutional long short-term deep neural network)을 사용하였다 [6]. CLDNN은 합성곱 신경망을 통한 국소 특징 추출과 순환 신경망을 통한 시간적 특징 학습을 동시에 수행할 수 있어, 통신 신호 변조 인식에 효과적인 구조로 알려져 있다. 본 연구에서 사용한 CLDNN의 전체 구조는 그림 1과 같다.

신경망 학습에는 교차 엔트로피 손실 함수를 사용하였으며, 옵티마이저로는 Adam [7]을 적용하였다. 초기 학습률은 0.001, 배치 크기는 512로 설정하였다. 학습률은 5 에포크마다 0.8배로 감소시키는 스케줄링을 적용하여 최대 50 에포크까지 학습을 수행하였으며, 10 에포크 동안 검증 정확도 개선이 없을 경우 학습을 조기 종료하였다.

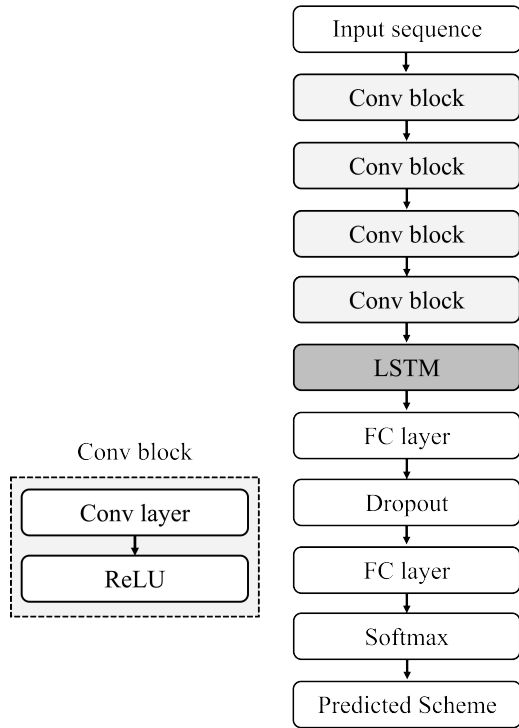


그림 1. 변조 인식에 사용되는 CLDNN 구조.

그림 2는 Rician 페이딩 채널 환경에서 각 변조 방식에 대한 SNR 별 변조 인식 정확도를 나타낸 것이며, 그림 3은 여섯 가지 변조 방식의 평균 분류 정확도를 종합적으로 보여준다. 전체적으로 SNR이 증가함에 따라 모든 변조 방식의 분류 성능이 향상되었고, 특히 0 dB 이상부터는 대부분의 변조 방식에서 90% 이상의 정확도를 달성하였다. 이러한 결과는 CLDNN 모델이 해상 환경을 근사한 Rician 채널 조건에서도 각 변조 방식의 특징을 효과적으로 분리하며 높은 분류 강건성을 유지함을 보여준다.

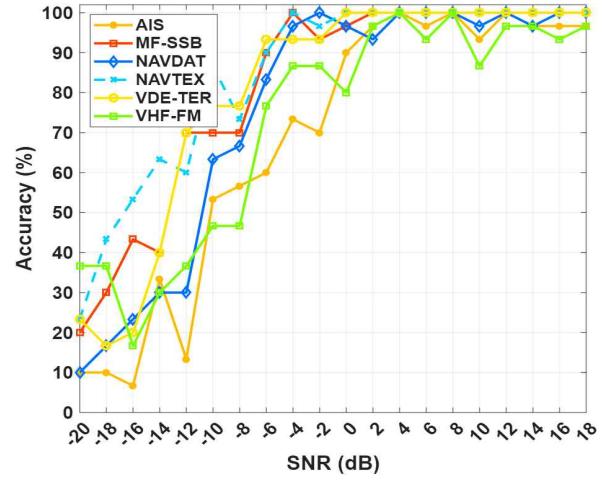


그림 2. 변조 신호 별 변조 인식 결과.

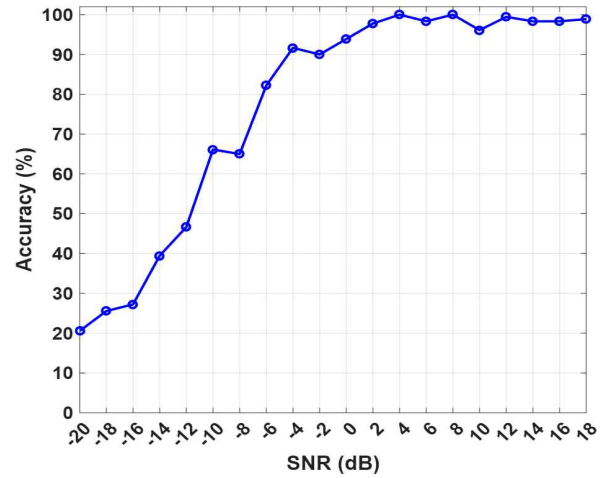


그림 3. 모든 변조 신호에 대한 평균 분류 정확도.

IV. 결론

본 연구에서는 선박에서 사용하는 통신 신호의 변조 인식 가능성을 검토하였다. 변조 인식을 위해 복소 기저 대역에서 6종의 통신 신호를 모델링하고 해상 환경을 근사하기 위한 Rician 페이딩 채널을 적용하여 데이터셋을 구성하였다. 생성한 데이터로 CLDNN 기반의 변조 인식 실험을 통해 SNR이 0 dB 이상부터 평균 90%의 정확도를 확인하였다. 이는 향후 다중 정보 기반 선박 식별 기술에서 통신 신호의 변조 정보를 활용하여 신호의 유형을 사전에 분류하고, 이후 단계에서 신호 유형별 전처리 및 후속 처리 절차를 선택하는 데 활용될 수 있음을 보여준다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2025-00557790).

참고 문헌

- [1] V. D. do Nascimento, T. A. O. Alves, C. M. de Farias, and D. L. C. Dutra, "A Hybrid Framework for Maritime Surveillance: Detecting Illegal Activities through Vessel Behaviors and Expert Rules Fusion," *Sensors*, vol. 24, no. 17, Art. no. 5623, 2024, doi: 10.3390/s24175623.
- [2] D. M. Reddy, S. Anuradha, and A. S. Bai, "Space based automatic

identification system (AIS) receiver architecture and its performance in collision scenario,” *SSRG International Journal of Electronics and Communication Engineering*, vol. 12, no. 3, pp. 143–150, Mar. 2025.

- [3] K. Tam and K. Jones, “MaCRA: A model-based framework for maritime cyber-risk assessment,” *WMU Journal of Maritime Affairs*, vol. 18, no. 1, p. 2019.
- [4] A. Habib and S. Moh, “Wireless channel models for over-the-sea communication: A comparative study,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 3, p. 443, 2019.
- [5] D. Tse and P. Viswanath, “*Fundamentals of Wireless Communication*,” Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2005.
- [6] T. N. Sainath, et al., “Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks,” in Proc. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2015.
- [7] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *3rd International Conference for Learning Representations ICLR*, 2014.