

딥러닝 기반 레이더-통신 중첩 신호 분리 기술

이 시 호*, 정 석 현**, 정 재 연*, 남 해 운°

Deep Learning-Based Separation Technique for Radar-Communications Overlapping Signals

Si-Ho Lee*, Suk-Hyun Jung**, Jae-Yeon Jung*, Hae-Woon Nam°

요 약

무선 통신 기술의 발전으로 인해 신호 간의 간섭이 일어나고 있으며, 이는 통신의 품질과 신뢰성에 부정적인 영향을 미친다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 주파수 필터링, 공간적 분리와 같은 신호처리 알고리즘이 개발되었지만, 주파수가 완전히 중첩된 환경에서는 성능이 크게 저하된다. 본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 딥러닝 모델인 U-Net을 활용하여 중첩된 신호를 분리하고 원본 신호를 복원시키는 방법을 제안한다. 1차원의 I/Q 데이터를 STFT 알고리즘을 적용하여 2차원의 시간-주파수 이미지로 변환시켰고, U-Net 모델을 적용하여 중첩된 신호를 분리하였다. 통신 신호를 복원하는 것을 목표로 하였으며, -29dB ~ 0dB의 SIR에서 BPSK 신호의 BER이 10^{-4} 이하로 보장되었다.

키워드 : 딥러닝, 시간-주파수 분석, 무선 통신 신호, 신호 복원

Key Words : Deep learning, Time-Frequency Analysis, Communication Signal, Signal Restoration

ABSTRACT

The advancement of wireless communication technology has led to increased signal interference between signals, negatively affecting the quality and reliability of communication. To address such issues, signal processing algorithms like frequency filtering and spatial separation have been developed, yet their performance significantly degrades in environments with completely overlapping frequencies. This paper proposes a method using the deep learning model U-Net to separate overlapping signals and restore the original signals. 1D I/Q data was transformed into 2D time-frequency images through the application of the STFT algorithm, and the U-Net model was employed to segregate the overlapping signals. The goal was to restore the communication signal, and a BER of 10^{-4} or less was guaranteed for the BPSK signal at a SIR of -29 dB to 0 dB.

1. 서 론

무선 통신의 발전은 현대 사회의 정보 통신 인프라

구축에 필수적이며, 다양한 주파수를 가지는 신호들이 각자의 목적에 따라 사용되고 있다. 그러나 사용되는 신호의 종류 증가로 인해 발생한 주파수 자원의 한계가

※ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2023-RS-2023-0025 8639)

• First Author : Hanyang University, Department of Electronic Engineering, siho0201@hanyang.ac.kr, 학생회원,

•• First Author : Hanyang University, Department of Applied Artificial Intelligence, jshyun0905@hanyang.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Hanyang University, Department of Electronic Engineering, hnam@hanyang.ac.kr, 정회원

* Hanyang University, Department of Applied Artificial Intelligence, jy1019@hanyang.ac.kr, 학생회원

논문번호 : 202312-163-A-RN, Received December 1, 2023; Revised January 10, 2024; Accepted January 15, 2024

신호 간의 간섭 문제를 초래하게 되었다¹⁾.

신호 간의 간섭은 통신 신호의 신뢰성과 품질을 저하시키며, 이로 인해 데이터 전송 오류 증가와 연결 불안정성과 같은 문제가 발생한다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 주파수 필터링, 적응형 빔 형성 및 공간적 분리와 같은 신호처리 알고리즘이 적용되어 왔다²⁾. 그러나 이러한 방법들은 주파수가 중첩된 환경에서 성능이 크게 저하된다는 한계점을 가지고 있다³⁻⁴⁾.

현재 다양한 분야에서 딥러닝 알고리즘이 활발하게 적용되고 있으며⁵⁾, 컴퓨터 비전 분야에서는 2차원의 이미지에서 원하는 부분을 추출하는 세그멘테이션 알고리즘이 개발되어왔다⁶⁾. 1차원의 In-phase and Quadrature-phase(I/Q) 신호를 시간-주파수 분석(Time-Frequency Analysis, TFA) 기법을 적용하여 2차원의 이미지로 변환시키면 주파수에 따른 이미지 형태가 나타나게 되고⁷⁾, 해당 이미지에 세그멘테이션 모델을 적용하여 원하는 주파수 영역을 분리할 수 있다.

본 논문에서는 Short Time Fourier Transform (STFT)을 사용한 시간-주파수 이미지에 U-Net 기반의 세그멘테이션 모델을 적용하여 통신과 레이더가 중첩된 신호를 분리하는 방법에 대해 제안한다. 통신 신호를 복원하는 것을 목표로 하였으며, 레이더 신호의 파워가 통신 신호보다 더 강한 상황에서 실험을 진행하였고, 이를 위한 U-Net 기반의 알고리즘을 설계하였다.

II. 시간-주파수 분석 기법

레이더와 통신 신호의 경우 고유한 변조 방식이 적용되며, 각 변조 방식에 따라 시간-주파수 이미지에서 다르게 표현된다. STFT는 대표적인 시간-주파수 분석 기법 중 하나로, 신호를 작은 시간 단위로 나눈 후 각각의 구간에 Fourier Transform을 적용하여 시간에 따른 주파수의 변화를 확인할 수 있다⁸⁾. STFT의 수식은 다음과 같다.

$$STFT[M, K] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]w[n-m]e^{-j(2\pi kn/N)} \quad (1)$$

$x[n]$ 은 입력 신호를, $w[n]$ 은 윈도우 함수를 의미한다.

본 연구에서는 Linear Frequency Modulation (LFM) 레이더 신호와 Binary Phase Shift Keying (BPSK), Quadrature Phase Shift Keying(QPSK), 8-Quadrature Amplitude Modulation(QAM), 16-QAM 통신 신호를 사용하였다. 레이더 신호와 통신 신호가

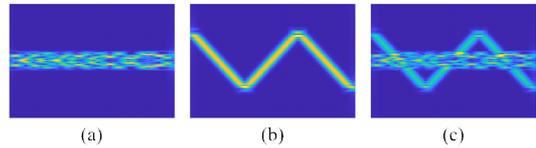


그림 1. 신호의 종류에 따른 STFT 이미지 (a) BPSK의 STFT 이미지 (b) LFM의 STFT 이미지 (c) BPSK와 LFM이 중첩된 STFT 이미지

Fig. 1. STFT images for different types of signals: (a) STFT image for BPSK; (b) STFT image for LFM; (c) STFT image for overlapped BPSK and LFM signal

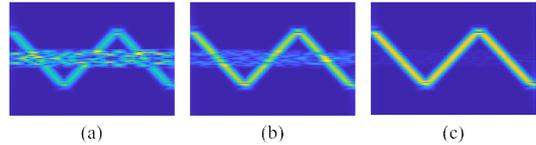


그림 2. SIR별 중첩된 신호의 STFT 이미지 (a) 0dB (b) -10dB (c) -29dB

Fig. 2. STFT images of overlapped signals at various SIR levels: (a) 0dB; (b) -10dB; (c) -29dB

중첩되어있는 상황에서 실험을 진행하였으며, STFT 적용된 이미지는 그림 1과 같다. BPSK를 나타내는 (a)의 경우 시간에 따른 phase의 변화로 인한 순간적인 주파수 값의 변화가 확인된다. 반면 LFM인 (b)의 경우 시간에 따른 주파수의 변화가 선형적으로 나타나는 것을 확인할 수 있다. (c)의 경우 LFM과 BPSK가 중첩된 경우로 BPSK가 존재하는 영역의 일부가 LFM과 겹쳐 있다.

수신되는 통신 신호와 레이더 신호의 신호 대 간섭비(Signal-to-Interference Ratio, SIR)는 상황에 따라 다양하게 나타날 수 있다. 그림 2는 통신 신호를 기준으로 한 SIR별 중첩된 신호의 STFT 이미지를 나타낸 것이다. SIR이 0dB인 경우 레이더에 해당하는 영역과 통신에 해당하는 영역의 에너지 값이 유사하게 나타난다. 그러나 SIR이 낮아질수록, 에너지의 상대적인 차이로 인해 통신 신호의 영역이 흐릿하게 나타나고 레이더 신호의 영역이 선명하게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

III. U-Net 기반의 중첩 신호 분리

중첩된 신호의 STFT 이미지에서 각 신호에 해당하는 영역들을 구분함으로써, 중첩된 신호를 분리할 수 있다. 본 논문에서는 세그멘테이션 모델 중 하나인 U-Net을 사용하여 중첩된 신호를 분리하고 통신 신호를 복원하였다.

U-Net은 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)으로 이루어져 있으며, 인코더와 디코더의 구조를 가진다⁹⁾. 인코더는 입력되는 이미지의 특

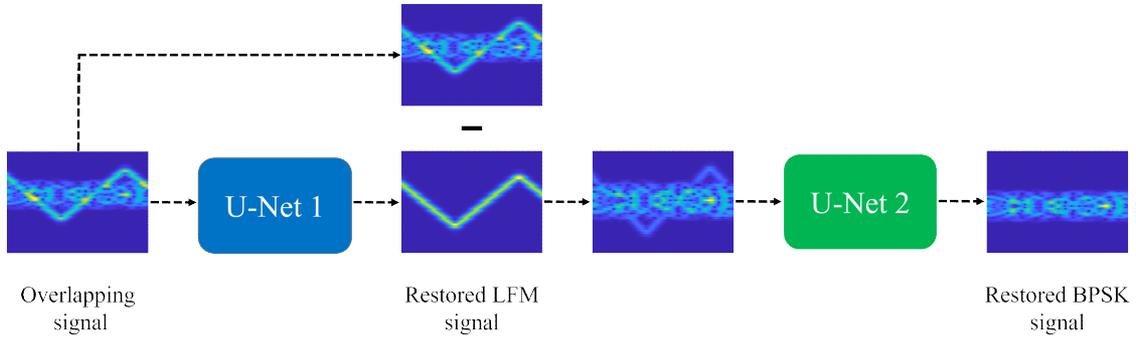


그림 3. U-Net 기반의 중첩 신호 분리 알고리즘. 첫 번째 U-Net은 LFM 신호를 분리하고 두 번째 U-Net은 통신 신호를 복원하는 목적으로 사용됨.

Fig. 3. Algorithm for separating overlapped signals based on the U-Net architecture. The first U-Net is utilized to isolate the LFM signal, while the second U-Net is dedicated to restoring the communication signal to its original form.

징을 추출하고, 디코더는 이 특징을 바탕으로 원래 이미지의 크기로 세그멘테이션 맵을 재구성한다. 또한, U-Net은 skip connections라는 구조가 사용되는데, 이는 인코더의 각 층에서 추출된 특징 맵을 디코더와 대응하는 층에 연결하여, 위치 정보의 손실을 최소화한다. 이러한 U-Net의 구조적인 특성으로 인해, 이미지 분할뿐만 아니라 이미지 복원에도 적합하게 사용될 수 있다.

그림 3은 본 논문에서 사용한 U-Net 기반의 중첩 신호 분리 알고리즘이다. 서로 다른 2개의 U-Net 모델을 사용하였으며, 첫 번째 U-Net은 중첩 신호로부터 레이더 신호를 분리하고, 두 번째 U-Net은 통신 신호를 복원시킨다. I/Q 데이터에 STFT 알고리즘을 적용하면 2차원의 복소수 배열이 생성되는데, 이를 실수 부분과 허수 부분으로 분리한 후 2채널의 이미지를 구성하여 U-Net 모델의 입력으로 사용하였다. 일반적으로 레이더 신호의 에너지 값이 통신 신호보다 상대적으로 높기 때문에, 중첩 신호로부터 레이더 신호를 우선적으로 복원한 후, 중첩된 이미지에서 해당 신호를 차감하여 제거하였다. 이후, 온전한 통신 신호의 이미지를 얻기 위해 2번째 U-Net 모델을 사용하였고, 복원된 통신 신호의 STFT 이미지에 inverse Short Time Fourier Transform(iSTFT) 알고리즘을 적용하였다. iSTFT 알고리즘은 STFT 알고리즘의 역변환으로, STFT 배열을 원본 I/Q 신호로 변환시키기 위해 사용되었다. 마지막으로 통신 신호의 종류에 따른 복조기를 사용하여 비트열을 복원하였고, 송신 비트열과 비교하여 모델의 성능을 평가하였다.

IV. 모의실험 및 결과

본 논문에서는 통신 신호와 레이더 신호가 동일한

주파수 대역에서 중첩될 때의 상황을 시뮬레이션을 통해 구현하였고, 실험 환경은 표 1과 같다. 통신 신호의 중심 주파수에 맞추어진 수신기를 통해, 중첩된 신호의 I/Q 데이터를 1MHz의 샘플링 레이트로 수신하는 상황을 모델링하였다. 통신 신호의 경우 심볼당 샘플 수 (Samples Per Symbol)를 8로 설정하였고 신호의 대역폭(Bandwidth)은 125kHz로 하였다. LFM 신호는 650μs의 주기로 주파수가 선형적으로 증가(Up-Chirp)하고 감소(Down-Chirp)하는 패턴을 반복한다. 이 때, LFM 신호의 최대 주파수는 통신 신호의 중심 주파수보다 250kHz 높고, 최소 주파수는 중심 주파수보다 250kHz 낮다.

통신 신호의 SIR은 -29dB에서 0dB까지로 설정하였고, 채널은 이상적인 경우와 백색 가우시안 잡음 (Additive White Gaussian Noise, AWGN)이 추가된 경우로 구성하였다. AWGN 환경의 신호 대 잡음 비 (Signal-to-Noise Ratio, SNR)는 10dB로 설정하였다. U-Net 모델의 학습 데이터, 검증 데이터, 테스트 데이

표 1. 실험 환경
Table 1. Experimental setup

Parameter	Value
통신 신호 변조 방식	BPSK, QPSK, 8-QAM, 16-QAM
샘플링 레이트	1MHz
SIR	-29dB ~ 0dB
각 SIR별 타임 슬롯 개수	11,000개
타임 슬롯당 샘플 수	1,000개
심볼당 샘플 수	8개
간섭 레이더 신호 종류	LFM
채널 종류	Ideal, AWGN

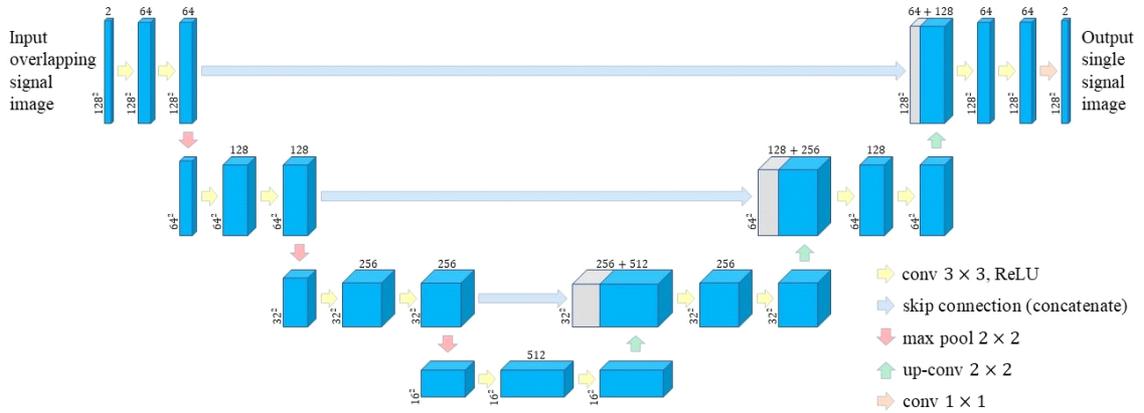


그림 4. U-Net의 구성도
Fig. 4. Architecture of U-Net

터는 각 SIR 별로 800개, 200개, 10000개로 구성하였다. BER 그래프의 신뢰도를 높이기 위해 대량의 테스트 데이터를 사용하여 실험을 진행하였다. 첫 번째 U-Net 모델과 두 번째 U-Net 모델 모두 학습횟수 (epoch)는 100, 학습률(learning rate)은 0.0001, 배치 사이즈(batch size)는 64로 설정하였다.

그림 4는 본 논문에서 사용한 U-Net의 구성도이다. 각 인코더의 layer는 2개의 convolutional layer와 1개의 max Pooling으로 이루어져 있고, 각 디코더의 layer는 1개의 Up-Convolution과 2개의 convolutional layer로 이루어져 있다. 입력 이미지는 STFT 이미지 픽셀의 실수 값과 허수 값을 각 채널로 분할하여 저장한 형태로

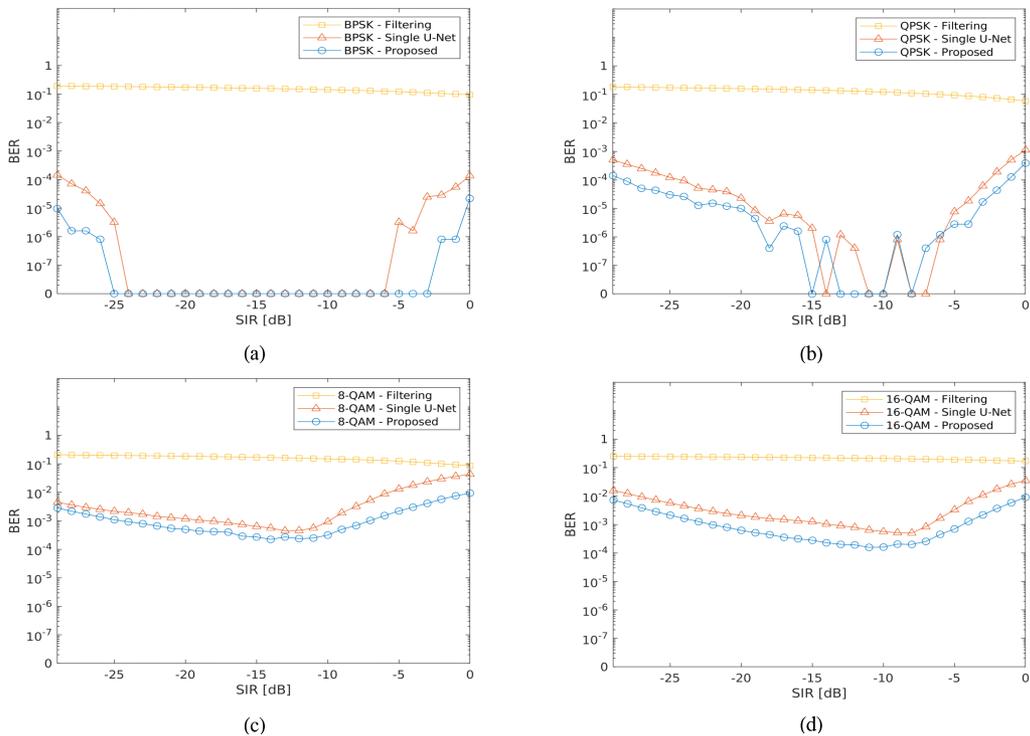


그림 5. 이상적인 환경에서 복원된 통신 신호의 SIR 별 BER (a) BPSK (b) QPSK (c) 8-QAM (d) 16-QAM
Fig. 5. BER versus SIR of a Restored Communication Signal in an Ideal Environment ; (a) BPSK (b) QPSK (c) 8-QAM (d) 16-QAM

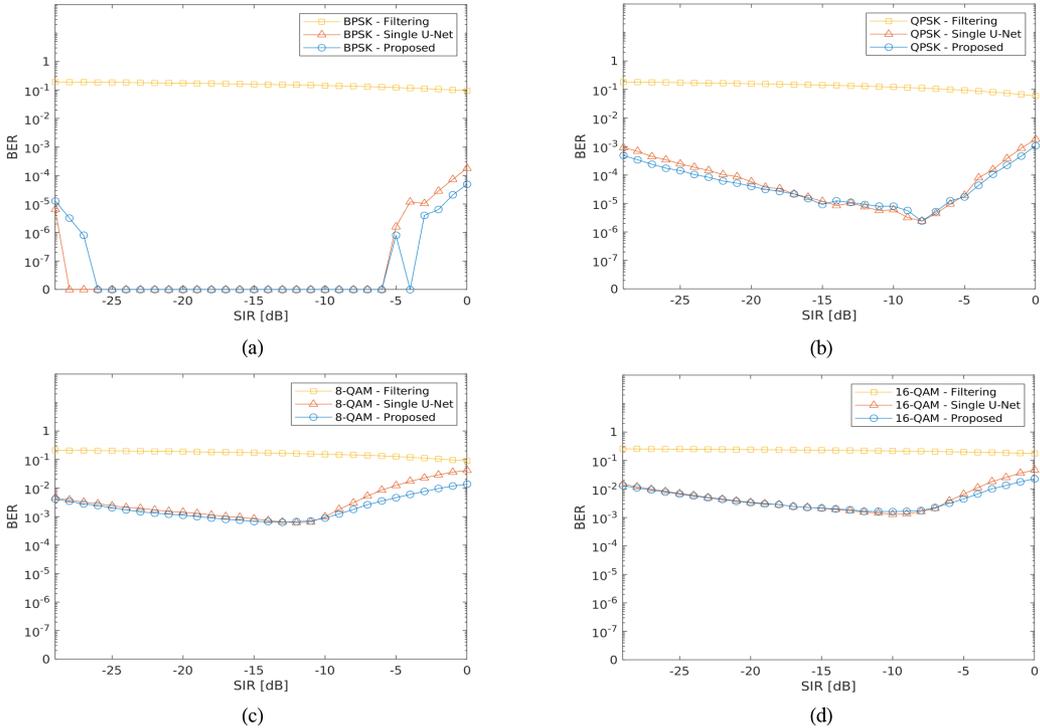


그림 6. AWGN 환경에서 복원된 통신 신호의 SIR 별 BER (a) BPSK (b) QPSK (c) 8-QAM (d) 16-QAM

Fig. 6. BER versus SIR of a Restored Communication Signal in an AWGN Environment ; (a) BPSK (b) QPSK (c) 8-QAM (d) 16-QAM

2×128×128의 크기를 가진다.

아래 그래프들은 복원된 통신 신호의 SIR별 BER을 나타낸다. 제안하는 알고리즘의 성능을 입증하기 위해 기존의 중첩 신호 분리 방식 중 하나인 주파수 필터링 알고리즘을 설계하여 결과를 비교하였다. 또한 제안하는 알고리즘의 구조적 이점을 확인하기 위해 2개의 U-Net 모델을 사용한 경우와 단일 U-Net 모델을 사용한 경우의 성능 차이를 비교하였다. 단일 U-Net 모델을 사용한 경우에는 중첩된 신호의 이미지에서 레이더 신호에 해당하는 부분을 제거한 후 바로 iSTFT 알고리즘을 적용하여 통신 신호를 복원하였다.

그림 5는 이상적인 환경에서 복원된 통신 신호의 SIR 별 BER을 나타내는 그래프이다. 4개의 통신 신호에 대해 3개의 알고리즘 결과 값을 나타내었다. 주파수 필터링만을 적용한 경우 4개의 신호 모두 10⁻¹ 정도의 BER이 나타났고, 다른 알고리즘과 비교하였을 때 가장 낮은 성능을 가진다. 제안하는 알고리즘의 경우 BPSK 신호는 10⁻⁵, QPSK 신호는 10⁻³, 8-QAM 신호는 10⁻², 16-QAM 신호는 10⁻¹의 BER이 보장되었다. SIR 값이 증가함에 따라 BER이 점진적으로 감소하는

경향을 보였으나, 특정 임계값을 넘어서면 다시 증가하는 추세를 나타내었다. 단일 U-Net만을 사용한 경우 제안하는 알고리즘과 비교하였을 때, 상대적으로 높은 BER이 나타났다. BPSK 신호는 10⁻⁴, QPSK 신호는 10⁻³, 8-QAM 신호는 10⁻¹, 16-QAM 신호는 10⁻¹의 BER이 보장되었다. 제안하는 알고리즘의 성능을 신호 별로 비교하였을 때, BPSK 신호의 BER이 가장 낮게 나타났고 QPSK 신호의 BER이 다음으로 낮게 나타났다. QAM 계열의 신호들은 PSK 계열의 신호와 비교하였을 때 상대적으로 높은 BER이 나타났다.

그림 6은 AWGN 환경에서 복원된 통신 신호의 SIR 별 BER을 나타내는 그래프이다. 마찬가지로 4개의 통신 신호에 대해 3개의 알고리즘 결과 값을 나타내었다. 제안하는 알고리즘의 경우 BPSK 신호는 10⁻⁴, QPSK 신호는 10⁻³, 8-QAM 신호는 10⁻², 16-QAM 신호는 10⁻¹의 BER이 보장되었다. 단일 U-Net만을 사용한 경우 BPSK 신호는 10⁻³, QPSK 신호는 10⁻², 8-QAM 신호는 10⁻¹, 16-QAM 신호는 10⁻¹의 BER이 보장되었다. 이상적인 환경과 비교하였을 때, 유사한 결과 값이 나타났으며, 노이즈의 영향으로 인해 모든 그래프의

BER이 다소 증가하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 딥러닝을 활용한 중첩 신호 분리 알고리즘에 대해 소개하였다. 레이더와 통신 신호가 중첩되어있는 상황에서 통신 신호를 복원하는 것을 목표로 하였다. 2개의 U-Net 모델을 사용하여 고성능의 알고리즘을 구현하였고, 다양한 SIR에서 실험을 진행하였다. 시뮬레이션을 통해 검증한 결과 AWGN 환경에서 BPSK는 10^{-4} , QPSK는 10^{-3} , 8-QAM 신호는 10^{-2} , 16-QAM 신호는 10^{-1} 이하의 BER이 보장되었다. 제안한 방법은 다양한 신호 중첩 환경에서 적용될 수 있으며, 통신 신호의 품질을 향상시키기 위한 목적으로 활용될 것으로 기대된다.

References

[1] S. Haykin, "Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications," *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 23, no. 2, pp. 201-220, Feb. 2005. (<https://doi.org/10.1109/JSAC.2004.839380>)

[2] H. L. Van Trees, "*Optimum Array Processing*," John Wiley & Sons, Mar. 2002. (<https://doi.org/10.1002/0471221104>)

[3] J. Al-Oudatallah, F. Abboud, M. Khoury, and H. Ibrahim, "Overlapping signal separation method using superresolution technique based on experimental echo shape," *Advances in Acoustics and Vibration*, pp. 1-9, Jun. 2017. (<https://doi.org/10.1155/2017/7132038>)

[4] W. Pu, J. Xiao, T. Zhang, and Z.-Q. Luo, "A penalized inequality-constrained approach for robust beamforming with Dof limitation," *Signal Process.*, vol. 202, pp. 108746, Jan. 2023. (<https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108746>)

[5] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, May 2015. (<https://doi.org/10.1038/nature14539>)

[6] S. Ghosh, N. Das, I. Das, and U. Maulik, "Understanding deep learning techniques for

image segmentation," *ACM Comput. Surv.*, vol. 52, no. 4, pp. 1-35, Sep. 2019.

(<https://doi.org/10.1145/3329784>)

[7] M. Kim and S. Kong, "Automatic intrapulse modulated LPI radar waveform identification," *J. KIMST*, vol. 21, no. 2, pp. 133-140, Apr. 2018. (<https://doi.org/10.9766/KIMST.2018.21.2.133>)

[8] J. B. Allen and L. R. Rabiner, "A unified approach to short-time fourier analysis and synthesis," in *Proc. IEEE*, vol. 65, no. 11, pp. 1558-1564, Nov. 1977. (<https://doi.org/10.1109/PROC.1977.10770>)

[9] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *MICCAI 2015: 18th Int. Conf., Munich, Germany, Oct. 2015, Proc., Part III 18*, pp. 234-241, Springer Int. Publishing, 2015. (https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28)

이 시 호 (Si-Ho Lee)



2022년 2월 :한양대학교 전자공학부 졸업
 2022 3월~현재 :한양대학교 전자공학과 석사과정
 <관심분야> 전자공학, 통신공학, 인공지능
 [ORCID:0009-0006-0662-8685]

정 석 현 (Suk-Hyun Jung)



2023년 2월 :한양대학교 전자공학부 졸업
 2023 3월~현재 :한양대학교 인공지능융합학과 석사과정
 <관심분야> 전자공학, 통신공학, 인공지능
 [ORCID:0009-0005-0947-1954]

정 재 연 (Jae-Yeon Jung)



2023년 8월 : 한양대학교 전자공학부 졸업
2023 8월~현재 : 한양대학교 인공지능융합학과 석사과정
<관심분야> 전자공학, 통신공학, 인공지능
[ORCID:0009-0007-8660-2350]

남 해 운 (Hae-Woon Nam)



1997년 2월 : 한양대학교 전자통신학과 졸업
1999년 2월 : 서울대학교 전기공학부 석사
2006년 12월 : The University of Texas at Austin, 전자 및 컴퓨터공학과 박사
2011년 3월~현재 : 한양대학교 ERICA 전자공학부 교수
<관심분야> 통신 네트워크, 인지무선시스템, 임베디드 SW, 로보틱스
[ORCID:0000-0001-9847-7023]