

# 전자기 간섭에 강인한 기계 학습 기반 복조 기술 연구

김재우\*<sup>1</sup>, 지영근\*<sup>2</sup>, 이정란\*<sup>3</sup>, 주형준\*<sup>4</sup>, 박슬기\*<sup>5</sup>, 김명호\*<sup>6</sup>, 김기훈\*<sup>7</sup>, 장진영\*\*<sup>\*</sup>, 장연수\*\*\*<sup>\*</sup>

## Study for Machine Learning-based Demodulation Scheme Robust to Electromagnetic Interference

Jaewoo Kim\*<sup>1</sup>, Younggun Ji\*<sup>2</sup>, Jungran Lee\*<sup>3</sup>, Hyungjun Ju\*<sup>4</sup>, Seulgi Park\*<sup>5</sup>, Myungho Kim\*<sup>6</sup>, Kihun Kim\*<sup>7</sup>, Jinyeong Chang\*\*<sup>\*</sup>, and Yeonsoo Jang\*\*\*<sup>\*</sup>

본 연구는 대한민국 정부(산업통상자원부 및 방위사업청) 재원으로 민군협력진흥원에서 수행하는  
민군기술협력사업의 연구비 지원으로 수행되었습니다(과제번호 9991008134)

### 요약

전자기 스펙트럼 작전 환경에서는 통신 시스템의 성능 확보를 위해 레이더 간섭을 보상할 수 있는 기술이 필요하다. 본 논문에서는 레이더 펄스 신호가 존재할 때 통신 시스템의 수신기에서 간섭 신호의 영향을 학습하여 오류 발생을 감소시킬 수 있는 기계 학습 기반의 복조 구조를 제안한다. 제안하는 복조기는 심층 신경망을 이용하여 구성되며, 은닉층의 개수와 노드 개수에 따른 심볼 오류율 성능을 분석하여 저복잡도의 복조 신경망 구성 방안을 제시한다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 간섭 대 신호비가 0.5보다 큰 상황에서 신호 대 잡음비 25 dB 기준으로 기존의 최대 우도 복조 방식은 약 10%의 심볼 오류율을 나타내었으나, 제안하는 기계 학습 기반 복조는 0.01%의 심볼 오류율을 나타내는 것을 확인하였다.

### Abstract

In an electromagnetic spectrum operation environment, a compensation scheme for radar interference is required to secure the performance of communication systems. In this paper, we propose a machine learning-based demodulation structure that can reduce the occurrence of errors by learning the effect of interference signals in the receiver of a communication system when a radar pulse signal exists. The proposed demodulator is constructed using a deep neural network, and configurations with low complexity are presented by analyzing symbol error rate performance according to the number of hidden layers and nodes. Through computer simulations, it is verified that the conventional maximum likelihood demodulation showed a symbol error rate of 10%, but the proposed machine learning-based demodulation showed a symbol error rate of 0.01% on a signal-to-noise ratio of 25 dB when the signal-to-interference ratio is greater than 0.5.

### Keywords

demodulation, electromagnetic spectrum operation, machine learning, neural network, radar interference

\* 한화시스템 수석연구원

- ORCID<sup>1</sup>: <http://orcid.org/0000-0002-2012-812X>  
- ORCID<sup>2</sup>: <http://orcid.org/0009-0009-8460-1076>  
- ORCID<sup>3</sup>: <http://orcid.org/0000-0003-4944-6364>  
- ORCID<sup>4</sup>: <http://orcid.org/0009-0003-5507-8040>  
- ORCID<sup>5</sup>: <http://orcid.org/0000-0003-0035-6667>  
- ORCID<sup>6</sup>: <http://orcid.org/0009-0002-2689-9336>  
- ORCID<sup>7</sup>: <http://orcid.org/0000-0002-3519-0268>

\*\* (주)코메스타 통신시스템부 부장

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0417-2876>

\*\*\* 제주대학교 통신공학과 조교수(교신저자)

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5401-303X>

• Received: Sep. 05, 2023, Revised: Oct. 10, 2023, Accepted: Oct. 13, 2023

• Corresponding Author: Yeonsoo Jang

Dept. of Telecommunication Engineering, Jeju National University, Jeju, Korea  
Tel.: +82-64-754-3632, Email: [ysjang@jejunu.ac.kr](mailto:ysjang@jejunu.ac.kr)

## I. 서 론

현대의 군 작전 환경에서는 통신, 레이더 등 전자기파를 사용하는 수많은 시스템으로 인해 스펙트럼의 밀도가 급증하고 있다. 이러한 상황에서 전자기 스펙트럼을 효율적으로 사용하고 전자기 스펙트럼의 우세를 확보하는 것은 전장의 우위를 결정하는 중요한 요소가 되었다. 미국에서는 전자기 스펙트럼 작전 지침 및 전략목표가 포함된 전자기 스펙트럼 우세 전략서를 발표하는 등 전자기 스펙트럼의 중요성 및 관련 기술의 필요성이 증가하고 있다 [1]-[3].

전자기 스펙트럼 작전 환경에서는 아군, 적군, 민간의 다양한 전자기파가 서로 영향을 미치며 간섭으로 작용할 수 있다. 그러므로 전자기 스펙트럼의 효과적인 운용 및 아군 무기 체계의 성능 확보를 위해서는 간섭 영향성 분석과 보상 기법에 관한 연구가 필요하다. 특히, 아군의 통신 링크에 레이더 신호와 같은 큰 크기의 펄스 신호가 간섭으로 작용할 경우 통신 성능이 급격히 저하될 수 있다. 따라서 레이더 간섭 신호가 존재하는 상황에서 통신 시스템의 성능을 분석하고 나아가 보상 기법을 제시하는 것은 매우 중요한 연구이다. 이러한 이유로 레이더 펄스 신호 등의 간섭 신호원이 존재할 때, 통신 시스템의 성능을 분석한 연구가 이루어졌다 [4]-[6]. 레이더 신호 간섭에 대한 무선 LAN(Local Area Network)의 통신 성능을 분석한 기존 연구 결과가 제시되었다[4]. 또 다른 연구 내용에서는 L-대역 측정 데이터를 기반으로 LINK-16의 비트 오류율을 분석한 결과를 제시하였다[5].

레이더 펄스 간섭은 그 상황이 매우 다양하고 가변적이므로 레이더 펄스 간섭에 대한 영향성을 분석하는 것에서 나아가 이에 대한 보상 기법을 제시하는 것은 매우 도전적인 연구이다. 기존에는 빔 형성을 통해 안테나 단에서 간섭 영향을 최소화하는 연구 등이 이루어졌다[7]-[9]. 그러나 최종적으로 심층을 결정하는 통신 시스템 복조단에서 레이더 신호의 영향을 보상하여 신호를 최적 복조하는 연구는 이루어진 바 없다.

한편, 복잡한 공학적 문제를 해결하는데 있어서 기계 학습의 우수성은 다양한 분야에서 검증되고

있다. 영상처리와 같은 전통적인 기계 학습 응용 분야를 넘어서 통신 시스템 분야에서도 기계 학습을 적용한 많은 연구가 이루어지고 있다[10]-[12]. 특히, 하드웨어 제작상의 결함으로 통신 시스템에서 발생할 수 있는 IQ 불균형 등에 대해 SVM(Support Vector Machine)과 같은 기계 학습 모델을 이용하여 신호를 복조하는 연구 결과가 제안되는 등 기계 학습을 이용한 복조 기술의 가능성이 최근 제시되고 있다[12]. 그러나 통신 시스템의 성능을 심각하게 저하할 수 있는 레이더 펄스 간섭에 대한 기계 학습 기반 복조 기술 연구는 아직 미흡한 상황이다.

레이더 간섭 신호가 존재할 때, 통신 시스템 수신부의 복조단에서 나타나는 수신 신호 특성을 스스로 학습하여 최적의 복조를 수행한다면 간섭 신호 환경에서도 효과적으로 통신 성능을 확보할 수 있을 것이다. 그러므로 본 논문에서는 레이더 펄스 간섭이 존재하는 상황에서 통신 시스템의 수신부가 간섭 효과를 학습하여 효과적으로 데이터를 출력하는 기계 학습 기반의 복조 기술을 제안한다. 기계 학습 모델로는 영상처리 분야에서는 CNN(Convolutional Neural Network), 음성인식 분야에서는 RNN(Recursive Neural Network) 등이 쓰이고 있다. 본 연구에서는 컨볼루션 및 풀링 연산 등을 사용하는 CNN 그리고 과거의 입력을 순환시키는 RNN보다 비교적 연산량이 적으면서 통신 신호처리 분야에 널리 쓰이고 있는 심층 신경망인 DNN(Deep Neural Network)을 적용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 시스템 모델을 제시하며, 레이더 간섭 신호의 영향을 분석한다. 3장에서는 심층 신경망을 이용한 통신 신호 복조 구조를 제안하고 간섭 신호 정도에 따른 심층 신경망 구성 방안을 분석한다. 4장에서는 시뮬레이션을 통해 제안하는 기계 학습 기반 복조 방법의 성능을 검증하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 시스템 모델

레이더 펄스 간섭 신호가 존재할 때, 통신 시스템에서 수신되는  $i$ 번째 수신 신호  $r_i$ 는 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$r_i = S_i e^{j\phi_i} + P e^{j\theta} + n_i \quad (1)$$

여기서  $S_i$ 는 통신 신호 크기,  $\phi_i$ 는 통신 신호의 위상,  $P$ 는 레이더 펄스 신호의 크기,  $\theta$ 는 레이더 펄스 신호와 통신 신호 간의 기준 위상차,  $n_i$ 는 AWGN(Additive White Gaussian Noise)이다. 통신 신호는 지속파 신호이며 레이더 신호는 펄스 반복 주기인 PRI(Pulse Repetition Interval)를 갖는 펄스 신호이다. 그러므로 레이더 신호는  $k$ 개의 통신 심볼마다 간섭을 발생시킨다고 가정할 수 있으며  $k$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$k = \frac{\rho}{T_S} \quad (2)$$

여기서  $\rho$ 는 레이더 펄스의 PRI,  $T_S$ 는 통신 신호의 심볼 주기이다. 예를 들어 통신 신호의 심볼 주기가  $10\mu s$ 이고 레이더 펄스의 PRI가  $100\mu s$ 이면,  $k=10$ 이다. 즉, 10개의 통신 심볼마다 한 번씩 간섭이 발생한다. 간섭 대 신호비 ISR (interference-to-signal ratio)는  $\eta = P/S_{avr}$ 로 정의한다. 여기서  $S_{avr}$ 는 통신 신호의 평균 크기이다. 또한, 통신 시스템과 레이더 시스템은 비동기 상황이므로  $\theta$ 는  $0 \sim 2\pi$  사이 오프셋을 갖는다.

본 연구에서는 통신 변조 방식으로 16 QAM (Quadrature Amplitude Modulation)을 적용한다. 레이더 펄스 간섭이 존재하면 수신 신호는 왜곡된 형태로 나타난다. 그림 1은 레이더 간섭 신호가 존재할 때 16 QAM 수신 신호를 I (In phase) 및 Q (Quadrature phase) 평면에 나타낸 결과이다. 수신 신호의 SNR(Signal-to-Noise Ratio)이 15dB인 상황에서  $\eta=0.4$ ,  $\theta=\pi/3$ 인 레이더 펄스 신호가 존재하며  $k=10$ 을 가정하였다.

그림 1에서 볼 수 있듯이, 수신 신호점의 일부가 레이더 신호 간섭으로 이동된 형태로 나타나는 것을 알 수 있다. 그림 1에 나타난 실선은 이상적인 송신 신호점을 기준으로 AWGN 환경에서 최적의 복조 방법으로 알려진 최대 우도 ML(Maximum Likelihood) 방법을 적용할 경우, 심볼을 결정하는 결정 경계를 나타낸 것이다.

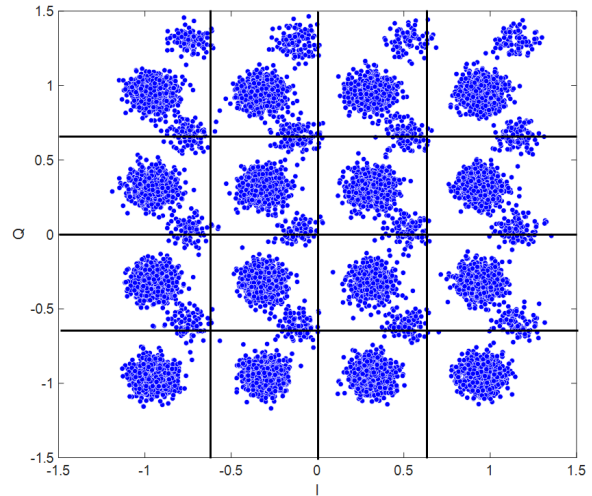


그림 1. 레이더 간섭에 대한 16 QAM 수신 신호  
Fig. 1. 16 QAM received signals for radar interference

레이더 펄스 신호가 간섭원으로 존재할 때, 수신 신호점에서 결정 경계를 넘어서는 심볼을 다수 발생시키는 것을 알 수 있다. 기존의 최대 우도 방식을 적용하면 심볼 오류율 SER(Symbol Error Rate)이 크게 발생하여 통신 시스템의 성능이 저하될 것을 예상할 수 있다.

기계 학습 기반의 복조기를 적용한 통신 시스템은 다음과 같이 동작한다. 우선, 송신부에서는 통신 시스템에서 일반적으로 사용하고 있는 파일럿 또는 싱크패턴을 이용하여 학습에 필요한 데이터를 전송한다. 또는 전자기 스펙트럼전에서 일반적으로 사용되는 신호수집장비를 이용하여, 학습에 필요한 데이터를 생성할 수도 있다. 수신부에서는 전송된 신호를 I/Q 데이터로 변환하고 기계 학습 기반 복조기로 입력한다. 본 논문에서 제안하는 기계 학습 기반 복조 블록도를 그림 2에 나타내었다. 우선, 학습 모드에서는 학습 과정에서 사용되는 I/Q 데이터를 복조기에 입력한다. 현 단계에서의 신경망 출력과 학습용 심볼의 오차를 계산하여 기계 학습 기반 복조기의 가중치와 바이어스 값을 갱신한다. 학습된 모델을 이용하는 테스트 모드에서는 수신된 I/Q에 대해 최대값을 갖는 출력 노드를 선택하여 복조된 심볼로 출력한다.

학습 주기는 고정적으로 설정될 수 있으며, 간섭 신호에 따라 오류율이 증가할 때 학습을 수행하는 가변적인 운용 방안도 고려될 수 있다. 다음 장에서는 심층 신경망 기반의 복조 구조를 제안한다.

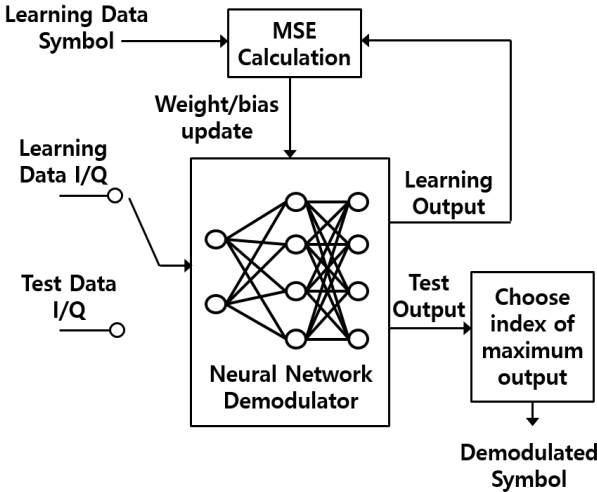


그림 2. 기계 학습 기반 복조 블록도  
 Fig. 2. Block diagram of machine learning-based demodulation

### III. 심층 신경망 기반의 복조 구조

본 장에서는 레이더 펄스 간섭에 강인한 심층 신경망 기반의 복조 구조를 제안하고, 간섭 신호 정도에 따른 복조 신경망 구성 방안을 제시한다. 일반화된 복조 신경망 구조를 그림 3에 나타내었다.

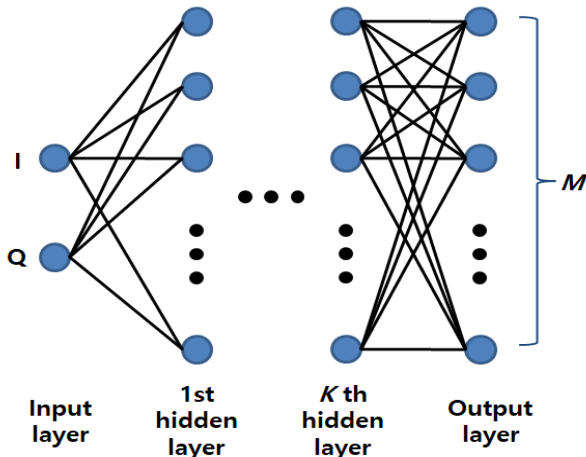


그림 3. 복조 신경망 구조  
 Fig. 3. Structure of neural network for demodulation

제안하는 복조 신경망은 수신된 신호의 I, Q 신호를 입력으로 하고 출력 노드의 개수는 M-ary 변조에서 출력될 수 있는 심볼의 개수인 M개로 설정한다. K개의 은닉층(Hidden layer)을 가지고 있으며,  $H_i$ 는 i번째 은닉층의 노드 개수이다. K=0인 경우는

단층 신경망이 된다. 활성화 함수(Activation function)는 sigmoid 함수를 적용한다. 16 QAM, 즉 M=16인 경우, 1번째 심볼에 대한 I, Q값이 복조 신경망에 입력되었을 때, 올바른 출력인 기댓값 벡터는  $y = \{1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$ 이다. 입력 신호에 대한 정상적인 기댓값 벡터  $y$ 와 신경망 출력  $\hat{y}$ 의 MSE(Mean Squared Error)를 기준으로 오류 역전과 알고리즘을 이용하여 복조 신경망을 학습시킨다.

기존의 일반적인 신경망을 복조에 적용한 연구는 복잡도 최소화 측면보다는 은닉층과 노드의 개수를 크게 설정하여 성능을 확보하는 방향으로 진행되었다. 또한, 레이더 간섭에 대한 성능 분석 및 최적화된 구조는 제시된 바 없다. 휴대 단말기와 같은 제한적인 하드웨어 자원에서 고속으로 통신하는 통신 시스템의 물리 계층에 기계 학습 모델을 적용하기 위해서는 계산 복잡도를 최소화할 필요가 있다. 본 논문에서는 레이더 간섭 신호에 대해 복조 성능을 확보하면서 계산 복잡도를 최소화시킨 복조 신경망 구조를 제시한다.

우선, 간섭 신호가 없는 AWGN 환경에서 기존의 ML 복조와 동일한 성능을 갖는 복조 신경망의 최소 구성을 찾는다. 이를 위해 복조 신경망의 K와  $H_i$ 를 증가시키며 SER를 도출한다. 그림 4는 AWGN 환경에서 16 QAM에 대하여 ML 및 제안하는 복조 신경망의 SER를 나타낸 것이다.

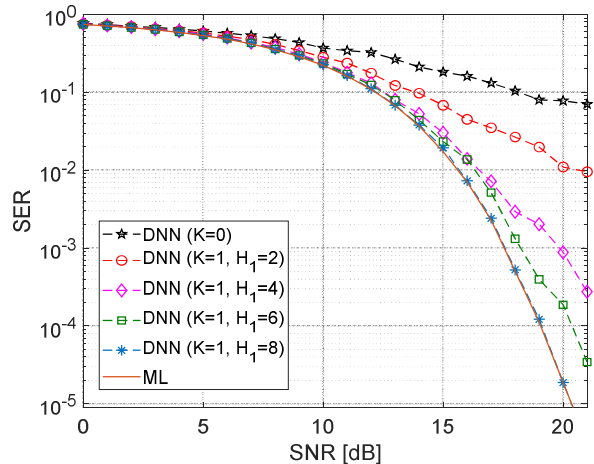


그림 4. AWGN 환경에서 16 QAM의 SER  
 Fig. 4. SER of 16 QAM for AWGN

그림 4에서 확인할 수 있듯이  $K=0$ 인 단층 신경망에서는 SNR 20dB에서 SER 약 0.1로 낮은 복조 성능을 보인다. 1개의 은닉층을 추가하고( $K=1$ ) 은닉층 노드의 개수를 늘려갈수록 SER이 낮아지며  $H_1=8$ 인 복조 신경망 구성에서 ML 복조의 SER 성능과 동일한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

위 분석 결과에 따라  $K=1, H_1=8$ 인 신경망을 제안하는 복조 신경망의 최소 구성으로 설정한다. 기존의 ML 복조는 송신 신호점을 기준으로 수신 신호를 판정하기 때문에 레이더 간섭 신호가 존재하는 상황에서는 성능 저하가 예상된다. 반면 제안하는 복조 구조에서는 레이더 간섭 신호의 영향을 복조 신경망에 학습시켜 신호를 판정하기 때문에 기존 ML 방식 대비 오류율을 감소시킬 수 있다. 레이더 펄스 신호의 세기 증가에 따라 수신 신호의 왜곡 정도가 심해질 수 있으므로, 성능 확보를 위해서는 복조 신경망의 은닉층 개수와 노드 개수를 최소 구성으로부터 확장할 필요성이 있다. 그러므로 레이더 간섭 신호의 세기와 복조 신경망 구성에 따른 성능을 알아보고 성능 향상 대비 구현 복잡도를 최소화할 수 있는 구조를 분석한다.

그림 5에는 레이더 신호 세기(간섭 대 신호비  $\eta$ ) 증가에 따른 1단 은닉층 복조 신경망의 SER을 나타내었다. 간섭 신호가 없는 AWGN 환경에서 SER  $10^{-5}$  이하인 SNR 21dB를 기준으로 성능 비교를 위해 ML 방식과 은닉층 노드 수가 8, 12, 16, 20, 24인 경우 복조 신경망의 SER을 각각 나타내었다.

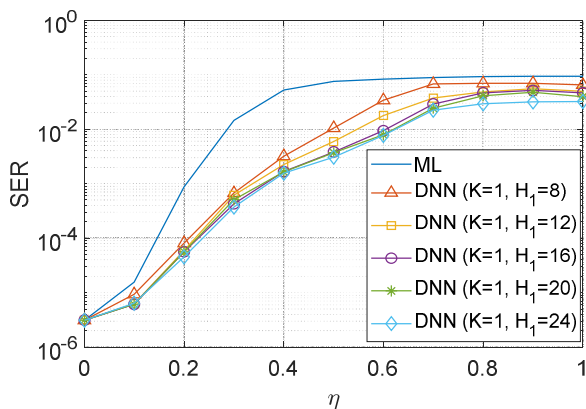


그림 5. 간섭 대 신호비에 따른 1단 은닉층 복조 신경망의 심볼 오류율  
Fig. 5. SER of demodulation neural network with 1 hidden layer for interference-to-signal ratio

그림 5에서 알 수 있듯이, ML 복조의 경우 간섭 대 신호비가 0.285 이상이면 심볼 오류율이 1% 이상 발생한다. 그러나  $K=1, H_1=8$ 인 복조 신경망의 경우 간섭 대 신호비가 0.495까지 증가하여도 심볼 오류율을 1% 이하로 유지하는 것을 볼 수 있다. 이를 통해 제안하는 복조 신경망이 레이더 간섭 상황에서 기존 ML 방식보다 더 우수한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 복조 신경망의 은닉층 노드 개수를 증가시킬수록 심볼 오류율을 1% 이하로 유지할 수 있는 간섭 대 신호비가 증가한다. 즉, 은닉층 노드 개수를 증가시킬수록 간섭 신호에 강인하다. 그러나 은닉층 노드 개수 증가에 따라 심볼 오류율 1% 이하로 유지할 수 있는 간섭 대 신호비를 살펴보면,  $H_1=8$ 에서  $\eta=0.495$ ,  $H_1=12$ 에서  $\eta=0.545$ ,  $H_1=16$ 에서  $\eta=0.605$ ,  $H_1=20$ 에서  $\eta=0.620$ ,  $H_1=24$ 에서  $\eta=0.625$ 으로  $H_1=16$  이상부터는 복잡도 증가에 비해 성능 향상이 미미한 것을 확인할 수 있다. 따라서, 1단 은닉층 복조 신경망의 계산 복잡도 증가 대비 성능을 확보할 수 있는 효율적인 구성은  $H_1=16$ 으로 제시될 수 있다.

그림 6에는 간섭 대 신호비 증가에 따른 2단 은닉층 복조 신경망의 SER을 나타내었다. 각 은닉층 노드 수는 8, 12, 16, 20, 24로 각각 설정하였다.

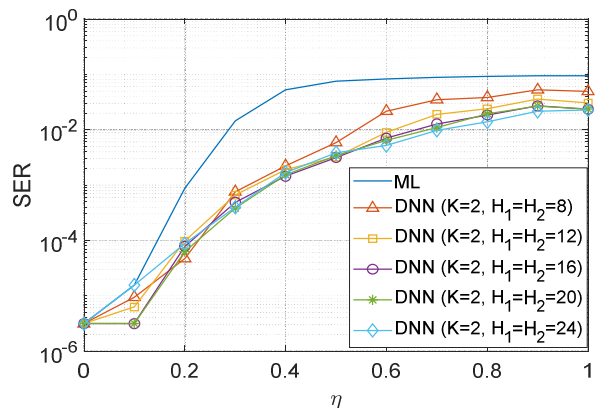


그림 6. 간섭 대 신호비에 따른 2단 은닉층 복조 신경망의 심볼 오류율  
Fig. 6. SER of demodulation neural network with 2 hidden layers for interference-to-signal ratio

은닉층 노드 개수 증가에 따라 심볼 오류율 1% 이하로 유지할 수 있는 간섭 대 신호비를 살펴보면, 노드 개수 8에서  $\eta=0.540$ , 노드 개수 12에서  $\eta$

=0.610, 노드 개수 16에서  $\eta=0.655$ , 노드 개수 20에서  $\eta=0.675$ , 노드 개수 24에서  $\eta=0.700$ 으로 노드 개수 16 이상부터는 복잡도 증가에 비해 성능 향상이 미미한 것을 확인할 수 있다. 따라서, 2단 은닉층 복조 신경망의 계산 복잡도 증가 대비 성능을 확보할 수 있는 구성은  $H_1=H_2=16$ 으로 분석된다.

그림 7에는 간섭 대 신호비 증가에 따른 3단 은닉층 복조 신경망의 SER를 나타내었다. 각 은닉층 노드 수가 8, 12, 16, 20, 24인 경우 각각 복조 신경망을 가정하였다. 은닉층 노드 개수 증가에 따라 심볼 오류율 1% 이하로 유지할 수 있는 간섭 대 신호비를 살펴보면, 노드 개수 8에서  $\eta=0.580$ , 노드 개수 12에서  $\eta=0.640$ , 노드 개수 16에서  $\eta=0.690$ , 노드 개수 20에서  $\eta=0.710$ , 노드 개수 24에서  $\eta=0.740$ 으로 1단 및 2단 은닉층 복조 신경망과 마찬가지로 3단 은닉층 복조 신경망의 계산 복잡도 증가 대비 성능을 확보할 수 있는 구성은 노드 개수 16으로 분석된다.

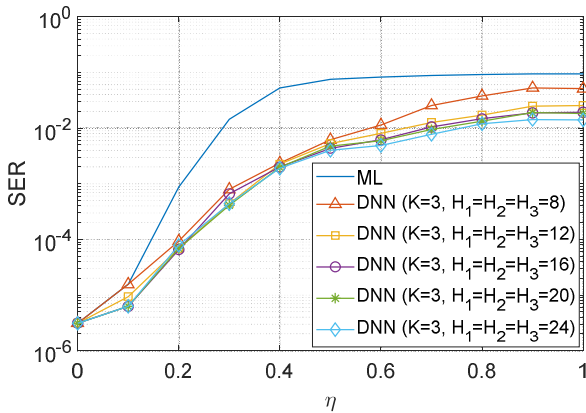


그림 7. 간섭 대 신호비에 따른 3단 은닉층 복조 신경망의 심볼 오류율

Fig. 7. SER of demodulation neural network with 3 hidden layers for interference-to-signal ratio

그림 5~7에서 확인할 수 있듯이 각 은닉층의 노드 개수가 복조 심볼의 개수인 16 이상일 때 그래프가 거의 겹쳐서 나타난다. 따라서 은닉층 노드 개수 증가에 따른 성능 향상을 살펴보았을 때, 각 은닉층 노드 개수를 심볼 개수와 동일하게 구성한 복조 신경망 구성이 계산 복잡도 대비 효율적이라고 할 수 있다.

또한 은닉층 단수의 증가에 따른 성능 향상을 살

펴보았을 때도 1단에서 2단, 2단에서 3단으로 증가함에 따른 성능 향상 정도가 감소하는 것을 확인할 수 있다. 다음 장에서는 본 장에서 제시된 복조 신경망 구성에 대한 SER을 분석한다.

#### IV. 성능 분석

본 장에서는 앞서 제시한 복조 신경망에 대하여 간섭 대 신호비와 SNR에 따른 SER을 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해 도출함으로써 그 성능을 분석한다. Monte-Carlo 시뮬레이션은 다음과 같이 수행되었다. 우선, 각 SNR 별로 균등 분포를 갖는 1,000,000개의 통신 심볼에  $\eta=0.25, 0.5, 0.75$ ,  $\theta=\pi/3$ ,  $k=10$ 인 레이더 펄스와 가우시안 분포를 갖는 잡음을 더하여 수신 신호를 생성하였다. ML 복조기에서는 고정된 결정 경계를 적용하고 출력된 심볼과 송신 심볼과의 차이를 계산하여 SER을 도출하였다. 그리고 복조 신경망에서는 1,000개의 학습 데이터로 학습을 수행하며, 학습된 복조 신경망의 출력 심볼과 송신 심볼과의 차이를 계산하여 SER을 도출하였다. 이전 장에서는 16 QAM 신호에 대해 계산 복잡도 대비 효율적인 복조 신경망으로써 각 은닉층의 노드 개수가 16인 구조를 제안하였다. 제안된 복조 신경망 구성을 바탕으로 간섭 대 신호비를 0.25, 0.50, 0.75로 증가시키면서 SER 성능을 확인한다.

그림 8에는 간섭 대 신호비가 0.25일 때 ML 복조와 제안하는 신경망 기반 복조의 SER 결과를 나타내었다.

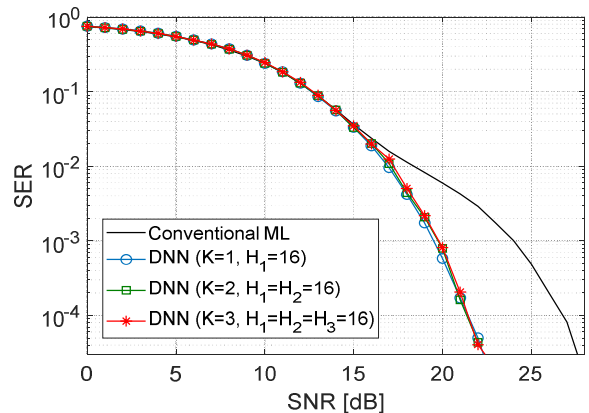


그림 8. 간섭 대 신호비 0.25에서 심볼 오류율  
Fig. 8. SER for interference-to-signal ratio of 0.25

기존 ML 복조의 경우 SNR이 증가하여도 SER이 감소하는 추세가 완만하게 나타나며 성능이 저하되는 경향을 보인다. 간섭 대 신호비 0.25인 상황에서 ML 복조는 SER  $10^{-4}$ 를 만족하기 위해서는 SNR이 약 27dB정도 요구된다. 그러나 제안하는 복조 신경망의 경우 SER  $10^{-4}$ 를 만족하기 위한 SNR이 약 21.5dB이므로 ML 대비 5.5dB의 이득을 갖는다. 또한, 1단, 2단, 3단 복조 신경망이 비슷한 성능을 나타낸다. 그러므로 간섭 대 신호비가 0.25 정도인 경우에는 신경망의 은닉층을 증가시키지 않고 1단으로 구성해도 성능을 확보할 수 있는 것을 확인할 수 있다.

그림 9에는 간섭 대 신호비가 0.50일 때 ML 복조와 제안하는 신경망 기반 복조의 SER 결과를 나타내었다.

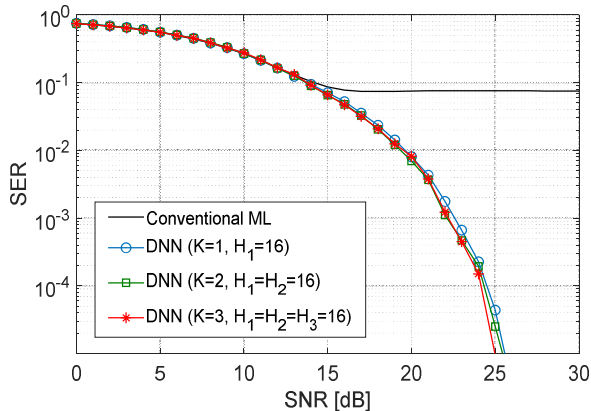


그림 9. 간섭 대 신호비 0.50에서 심볼 오류율  
Fig. 9. SER for interference-to-signal ratio of 0.50

간섭 대 신호비 0.25인 경우와 다르게 0.50인 경우에는 ML 복조는 SNR이 증가해도 SER이 0.08 이하로 감소하지 않는 error floor 현상이 나타난다. 이 경우 정상적인 통신이 이루어지기 어렵다. 복조 신경망은 간섭 대 신호비가 증가하여도 동일한 SER 기준 요구되는 SNR이 2~3dB 증가하기는 하지만 SNR 증가에 따라 오류율이 충분히 감소하는 경향을 보인다. 간섭 대 신호비 0.50 상황에서도 계산 복잡도 대비 성능을 고려하였을 때, 은닉층 1단 복조 신경망으로 충분한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

그림 10에는 간섭 대 신호비가 0.75일 때 ML 복조와 제안하는 신경망 기반 복조의 SER 결과를 나타내었다.

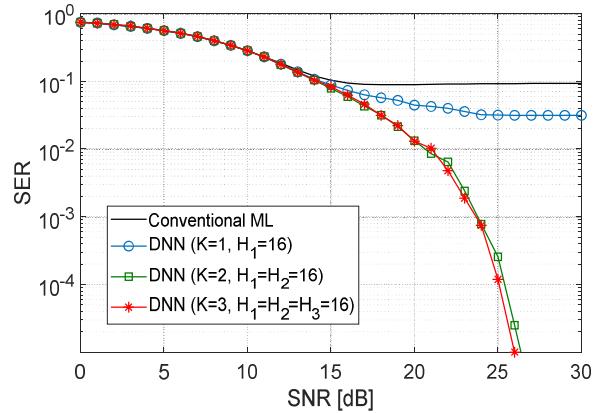


그림 10. 간섭 대 신호비 0.75에서 심볼 오류율  
Fig. 10. SER for interference-to-signal ratio of 0.75

간섭 대 신호비 0.75일 때, ML 복조는 SNR이 증가해도 SER이 0.1 이하로 감소하지 않는다. 1단 복조 신경망의 SER을 살펴보면 앞의 두 경우와 다르게 SER이 0.03 이하로 감소하지 않는다. 즉, 간섭 대 신호비가 0.75 정도로 크게 나타날 경우, 1단 복조 신경망으로는 SER 성능을 확보하기 어려운 것을 확인할 수 있다. 하지만 은닉층의 개수를 증가시킨 2단 및 3단 복조 신경망을 적용하게 되면 SNR 25dB에서  $10^{-4}$  수준으로 SER을 낮출 수 있다. 이때, 2단 및 3단 복조 신경망의 SER이 유사하게 나타나므로 계산 복잡도 대비 성능 측면에서 2단 복조 신경망으로도 통신 성능을 확보할 수 있을 것으로 예상된다.

성능 분석을 통해 레이더 간섭 신호가 존재할 때 기존 ML 복조는 SER 성능이 급격히 저하되지만, 제안하는 복조 신경망을 적용하면 SER 성능을 확보할 수 있는 것을 검증하였다. 이때, 간섭 대 신호비 0.50 수준까지는 1단 복조 신경망으로도 충분한 성능을 낼 수 있으며, 그 이상으로 간섭 신호가 커질 경우 성능 확보를 위해서는 2단 이상의 복조 신경망을 적용해야 하는 것으로 분석된다.

## V. 결 론

본 논문에서는 레이더 펄스 간섭이 존재할 때, 통신 시스템의 심볼 오류를 감소시킬 수 있는 신경망 기반의 복조 구조를 제안하였다. 우선, 제안하는 복조 방식이 기존의 ML 방식에 비해 펄스 간섭 상

황에서 SER을 현저히 감소시킬 수 있는 것을 확인하였다. 그리고 낮은 계산 복잡도를 갖는 복조 신경망 구성을 위해 은닉층의 개수와 노드 개수에 따른 성능 변화를 정량적으로 분석하였다. 계산 복잡도 증가 대비 성능 향상 측면에서 보았을 때 노드 개수를 심볼 개수와 동일하게 구성하는 것이 효과적인 복조 신경망 구성인 것으로 판단된다. 또한 간섭 대 신호비 0.5 이하 수준에서는 1단 은닉층 구조로 충분한 복조 성능을 나타내지만, 간섭 대 신호비가 그 이상일 때는 2단 이상의 은닉층 구조가 필요한 것을 확인하였다.

본 논문에서는 전자기 스펙트럼 작전 환경에서 발생할 수 있는 전자기 간섭 상황에서 통신 시스템의 성능을 확보하기 위한 기계 학습 기반의 접근 방식을 제시하였다. 제안된 내용은 통신 시스템의 복조 부분을 낮은 계산 복잡도를 갖는 신경망으로 구성하여 성능을 향상시킨 측면에서 의미가 있으며, 추후 지능형 통신 시스템을 구축하기 위한 요소 기술로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

## References

- [1] Y. Jung and D. Yoon, "Electromagnetic spectrum operations and signal intelligence strategy", *Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, Vol. 33, No. 9, pp. 685-694, Sep. 2022. <https://doi.org/10.5515/KJKIEES.2022.33.9.685>.
- [2] S.-I. Hwang, "EMSO technology development by SWOT analysis", *Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, Vol. 33, No. 1, pp. 58-68, Dec. 2021. <https://doi.org/10.5515/KJKIEES.2022.33.1.58>.
- [3] Y. Cho, Y. Jung, and D. Yoon, "Korean electromagnetic spectrum operations for future warfare", *Korean Journal of Military Art and Science*, Vol. 78, No. 1, pp. 428-459, Feb. 2022. <http://doi.org/10.31066/kjmas.2022.78.1.017>.
- [4] H. Yang, H. Kang, S. Cho, C. Oh, and S. Cho, "Analysis of interference effect between wireless LAN and RADAR system in 5 GHz Band", *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol. 7, No. 8, pp. 1644-1652, Dec. 2003.
- [5] N. Park, J. Oh, D. Yoon, Y. Song, J. Kim, and K. Shin, "Performance analysis of link-16 based on L-band radio wave measurement data", *Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 14, No. 4, pp. 61-67, Apr. 2016. <http://doi.org/10.14801/jkiit.2016.14.4.61>.
- [6] T. Kim, J. Kim, and Y. Kwag, "Interference influence analysis on the interoperability in the combined military communication systems", *Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, Vol. 25, No. 3, pp. 365-371, Mar. 2014. <http://doi.org/10.5515/KJKIEES.2014.25.3.365>.
- [7] Z. Geng, H. Deng, and B. Himed, "Adaptive radar beamforming for interference mitigation in radar-wireless spectrum sharing", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 22, No. 4, pp. 484-488, Apr. 2015. <http://doi.org/10.1109/LSP.2014.2363585>.
- [8] H. Deng and B. Himed, "Interference mitigation processing for spectrum-sharing between radar and wireless communications systems", *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, Vol. 49, No. 3, pp. 1911-1919, Jul. 2013. <http://doi.org/10.1109/TAES.2013.6558027>.
- [9] D. Kim, J. Y. Youn, and B. Jung, "Interference alignment for spectrum sharing between radar and communication systems", *Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol. 45, No. 9, pp. 1547-1550, Sep. 2020. <http://doi.org/10.7840/kics.2020.45.9.1547>.
- [10] W. Zhang, Z. Zhang, H. Chao, and M. Guizani, "Toward intelligent network optimization in wireless networking: An auto-learning framework", *IEEE Wireless Communications*, Vol. 26, No. 3, pp. 76-82, Jun. 2019. <http://doi.org/10.1109/MWC.2019.1800350>.
- [11] R. Zhou, F. Liu, and C. W. Gravelle, "Deep learning for modulation recognition: A survey with a demonstration", *IEEE Access*, Vol. 8, pp.



67366-67376, Apr. 2020. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2986330>.

[12] Y. Jang, T. Lee, and D. Yoon, "New decision for QAM based on SVM for complex impairments", IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 72, No. 4, pp. 4815-4828, Apr. 2023. <http://doi.org/10.1109/TVT.2022.3226576>.

저자소개

김재우 (Jaewoo Kim)



1996년 2월 : 한양대학교  
전자통신공학과(공학사)  
2010년 2월 : 한양대학교  
전자컴퓨터통신공학과(공학석사)  
1996년 2월 ~ 2005년 10월 :  
삼성전자 SOC 개발실  
2005년 10월 ~ 2010년 4월 :

포스코ICT Wibro 연구실

2010년 4월 ~ 현재 : 한화시스템 수석연구원  
관심분야 : 5G/6G 및 전술통신체계,  
전자기스펙트럼작전체계, 기계학습 기반 통신 시스템

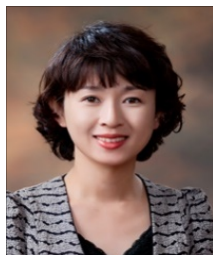
지영근 (Younggun Ji)



2006년 2월 : 인하대학교  
전자공학과(공학사)  
2008년 2월 : 인하대학교  
전자통신공학과(공학석사)  
2007년 12월 ~ 현재 : 한화시스템  
미래정보통신연구소 수석연구원  
관심분야 : 5G/B5G 통신시스템,

MIMO, NTN, 동적스펙트럼공유(SDA),  
인지무선통신(CR), 전자기스펙트럼자원관리(EMSM)

이정란 (Jungran Lee)



2000년 2월 : 제주대학교  
통신공학과(공학석사)  
2002년 10월 ~ 2016년 03월 : SK  
telesys 차장  
2016년 4월 ~ 현재 : 한화시스템  
수석연구원

관심분야 : 전술통신체계,  
전자기스펙트럼전, 기계학습 기반 통신 시스템

주형준 (Hyungjun Ju)



2004년 2월 : 한국해양대학교  
전과공학과(공학사)  
2006년 2월 : 한국해양대학교  
전과공학과(공학박사)  
2008년 12월 ~ 2012년 8월 :  
에이스테크놀로지 선임연구원  
2012년 9월 ~ 2016년 3월 : LS전선

선임연구원

2016년 4월 ~ 현재 : 한화시스템 수석연구원  
관심분야 : 전자기스펙트럼, 스펙트럼 관리체계,  
방향탐지, 신호처리

박슬기 (Seulgi Park)



2008년 2월 : 홍익대학교  
전자정보통신공학과(공학석사)  
2008년 5월 ~ 2013년 3월 :  
LIG넥스원 선임연구원  
2013년 3월 ~ 2016년 12월 :  
삼성전자 책임연구원  
2017년 1월 ~ 현재 : 한화시스템

전술통신체계팀 수석연구원

관심분야 : 전자전 및 통신위성 안테나 설계,  
전자기스펙트럼, 전술통신체계

김명호 (Myungho Kim)



2002년 2월 : 경희대학교  
전자공학과(공학사)  
2004년 2월 : 경희대학교  
전자공학과(공학석사)  
2004년 2월 ~ 현재 : 한화시스템  
수석연구원

관심분야 : 인지무선 통신 시스템,  
5G 이동통신, 광대역 모뎀 신호처리

김기훈 (Kihun Kim)



2002년 8월 : 명지대학교  
전자정보통신공학부(공학사)  
2015년 2월 : 아주대학교  
IT융합공학과(공학석사)  
2002년 2월 ~ 2008년 8월 :  
(주)헤리트 연구원  
2002년 8월 ~ 현재 : 한화시스템

수석연구원

관심분야 : 5G 이동통신, 광대역 모뎀 신호처리, MIMO,  
NTN, 동적스펙트럼공유(SDA), 인지무선통신(CR)

장 진 영 (Jinyeong Chang)



2003년 2월 : 전북대학교  
정보통신공학(공학사)  
2005년 8월 : 전북대학교  
정보통신공학(공학석사)  
2005년 12월 ~ 현재 : (주)코메스타  
통신시스템부 부장  
관심분야 : 디지털 신호처리,

통신이론, 무선통신 시스템, FPGA 설계

장 연 수 (Yeonsoo Jang)



2009년 2월 : 한양대학교  
전자통신컴퓨터공학부(공학사)  
2015년 2월 : 한양대학교  
전자컴퓨터통신공학과(공학박사)  
2015년 3월 ~ 2023년 2월 :  
국방과학연구소 선임연구원  
2023년 3월 ~ 현재 : 제주대학교

통신공학과 조교수

관심분야 : 통신이론, 전자기스펙트럼전, 기계학습 기반  
통신 시스템, 광대역 신호처리