

# 비선형 위성통신 채널을 위한 신경망 기반 등화기 설계

김현중, 조준호, 마사 캐쉬\*, 슈양칭 웨이\*  
포항공과대학교, \*루이지애나 주립대학교

{khj11021513, jcho}@postech.ac.kr, \*{mcash8, swei}@lsu.edu

## A Design of Neural Network-Based Equalizer for Nonlinear Satellite Communication Channels

Hyeonjung Kim, Joon Ho Cho, Martha E. Cash\*, Shuangqing Wei\*  
Pohang Univ. of Science and Technology, \*Louisiana State Univ.

### 요약

본 논문에서는 DVB-S2X 16-APSK 심볼을 전송하는 위성통신에서 신경망 기반 등화기를 설계하여 비선형 채널을 등화하는 문제를 고려한다. 심층 신경망을 사용하여 통신시스템의 물리계층에서 기계학습 기법을 적용하는 기존의 연구와 달리, 단 1 개의 은닉층만을 갖는 순방향 신경망을 사용하여서도 비선형 위성통신 채널을 효과적으로 등화할 수 있음을 보인다. 특히 신경망의 출력으로 원-핫-인코딩된 16-APSK 심볼을 추정하게 하고 그 출력을 받아 심볼 추정치와 그레이 인코딩에 따른 비트 사후확률을 계산하게 함으로써 낮은 복잡도로도 간단한 학습을 통해 높은 성능에 도달할 수 있음을 보인다.

### I. 서론

전통적인 채널 등화기법은 많은 경우 선형 채널을 가정하고 있기 때문에, 비선형 채널을 통과하며 생기는 왜곡의 복구에서 좋은 성능을 내지 못한다. 최근 무선 통신 시스템에서는 기계학습 (ML: Machine Learning) 기법을 물리계층(PHY: PHYSICAL layer)에 적용하려는 다양한 시도를 하고 있는데, 기계학습을 사용하면 입출력 관계가 정확히 알려져 있지 않은 경우 즉 채널과 모델의 불일치하에서 뿐만 아니라, 위성통신 채널과 같은 비선형 채널도 간단한 구조의 기계학습 모델을 사용하여 학습할 수 있는 길이 열리게 된다 [1].

본 논문에서는 비선형 위성통신 채널을 신경망을 사용하여 등화하는 시스템을 설계하고 성능을 분석한다. 심층 신경망 (DNN: Deep Neural Network)을 사용하여, 채널 부호기 및 복호기 기능의 일부까지를 포함하는 종단간 학습(end-to-end learning)을 수행하는 기존의 연구와, 시스템과 채널의 장애(impairments)를 극복하는 기존의 연구와 달리 [2],[3], 본 논문에서는 단 1 개의 은닉층만을 사용하는 순방향 신경망(FFNN: Feed-Forward Neural Network)으로 비선형 채널의 등화가 가능함을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 절에서 송수신기, 채널 및 등화기 구조에 대해 설명하고, 제 3 절에서는 제안된 신경망의 성능을 분석한다. 제 4 절에서는 결론과 함께 추후 연구 주제에 대해 논의한다.

### II. 시스템 모델

본 논문에서는 송신기, 채널, 수신기가 주어졌을 때 그림 1 과 같은 FFNN 및 출력 변환기를 갖는 등화 시스템을 제안한다.

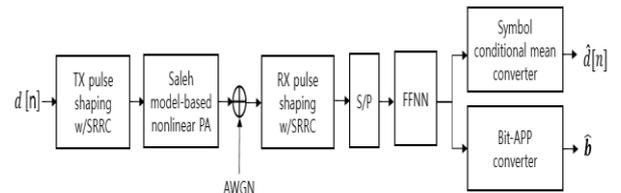


그림 1. 시스템 모델

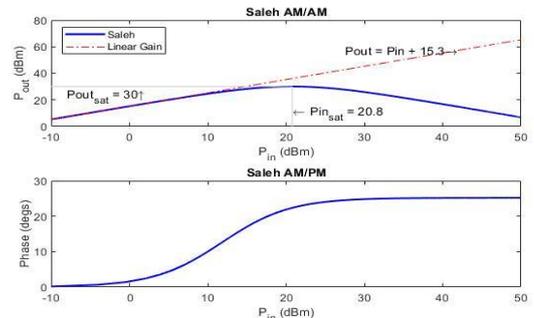


그림 2. Saleh 모델에 따른 비선형 증폭기의 AM-to-AM 과 AM-to-PM 입출력 관계

송신 신호는 square-root raised cosine (SRRC) 송신 펄스를 갖는 단일 반송파 신호이며 송신 데이터는 DVB-S2X 의 16-APSK 심볼이다. 위성 상향 링크로 송신된 이 신호는 위성에 탑재된 비선형 증폭기를 통과한 후 하향 링크를 통해 수신기에서 수신된다. 비선형 증폭기는 Saleh 모델을 따르며 입력 백오프(IBO: Input Back Off)는 1 dB 이다. 그림 2 는 이 비선형 증폭기의 AM-to-AM 입출력 관계와 AM-to-PM 입출력 관계를 도시하고 있다.

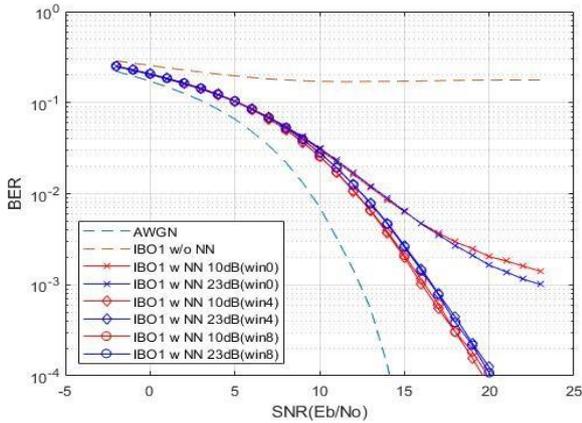


그림 3. 신경망 기반 등화기 비트오류율

수신 신호는 가우시언 잡음하에서 수신되며 송신 펄스와 같은 롤오프를 갖는 SRRC 수신 필터를 통과한 후  $M$  배 오버 샘플링된다. 오버샘플링된 이산시간 신호는 각 16-APSK 심볼 추정을 위해 길이  $2MN+1$ 의 벡터열로 변환된다.

사용된 신경망은 1 개의 은닉층을 가지며 각 은닉층의 폭은 50 이다. 활성화함수로 은닉층은 exponential linear unit (ELU)를 사용하며 출력층은 softmax 를 사용한다. 특히, 손실함수로 흔히 사용되는 평균제곱 오차를 사용하여 송신 심볼의 추정치를 바로 계산할 경우 심볼 사후확률(APP: A Posteriori Probability)와 그레이 코딩된 비트 APP 를 생성하지 못하기 때문에, 원-핫-인코딩(one-hot-encoding)된 16-APSK 심볼을 추정하도록 범주형 교차 엔트로피(CCE: Categorical Cross Entropy)를 손실함수로 사용하여 훈련하였다. 즉, 신경망의 출력은 길이 16 의 APP 를 근사한다. 따라서 신경망 출력을 송신 심볼의 조건부 평균값으로 변환할 뿐만 아니라 BICM(Bit Interleaved Coded Modulation) 복호기가 필요로 하는 4 coded bits 의 APP 로도 변환하도록 2 개의 간단한 변환기(converter)를 신경망 출력 이후에 배치하였다.

### III. 성능분석

그림 3 은 제안된 신경망 기반 등화기의 비트오류율 성능을 보여준다. 신경망은 IBO 1dB 채널에서 SNR 10 dB 또는 23 dB 로 훈련되었고 훈련 데이터는 슬라이딩 윈도우의 일방향 심볼 길이  $N$  을 0,4,8 로 하는  $10^6$  개의 길이  $2MN+1$  입력 벡터와 원-핫-벡터로 변환된 16-APSK 송신 심볼로 구성된다. 그림 3 에서 볼 수 있듯, 신경망을 사용하지 않고 경관정 복호기를 사용하여 각 16-APSK 심볼당 4 개의 비트를 복구하면 비트 오류율이 매우 높으므로 IBO 1 dB 채널이 매우 큰 비선형성을 가짐을 알 수 있다. 반면, 제안된 신경망은 오버 샘플링을 하지 않은  $(M, N) = (1,4), (1,8)$  인 경우에도 자신이 훈련된 SNR 에서 뿐만 아니라 광범위한 SNR 영역에서 선형 채널의 성능에 근접한다. 특히 슬라이딩 윈도우의 일방향 심볼 길이가 4, 즉 입력 벡터 길이 9 정도에서도 극적으로 개선될 수 있음을 보여주고 있다. 다만  $(M, N) = (1,0)$  인 경우, 즉 입력 벡터의 길이가 1 인 경우는 경관정 복호기와 신경망 등화기 성능 사이의 성능을 가짐을 볼 수 있다.

그림 4 는  $M=1, N=0$  인 경우에 대해 IBO 1dB 채널에서 SNR 10dB 로 훈련되었을 때 제안된 신경망 기반 등화기의 출력을 입력으로 받은 조건부 평균값 변환 블록(symbol conditional mean converter)이 복소

스칼라 입력을 어떻게 복소 스칼라 출력으로 변환하는 지를 보여준다. 그림 4-(a)는 입력의 산포도를 보여주고 있으며, 그림 4-(b)는 동일한 입력에 대해 복소 스칼라 출력이 어떻게 되는지를 쿼버 그림(quiver plot)으로 보여주고 있다. 그림 2 에서 볼 수 있는 바와 같이 비선형 증폭기는 복소출력에 양의 위상차를 더하게 되므로 그림 4-(b)에서 볼 수 있는 바와 같이 신경망은 음의 위상회전을 보여준다.

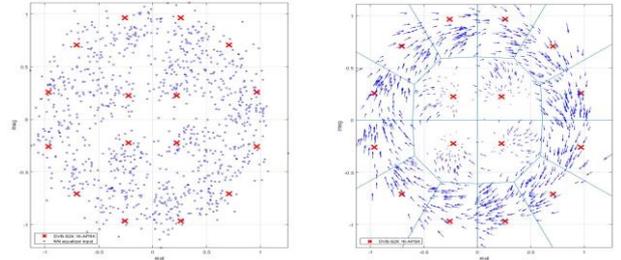


그림 4. (a) 입력의 산포도, (b) 입력과 출력에 대한 쿼버 그림

### IV. 결론 및 추후 연구 주제

본 논문에서는 신경망을 기반으로 비선형 위성통신 채널을 등화하는 시스템을 설계하였다. 전산모의 실험 결과는, CCE 를 훈련 손실함수로 사용할 경우 오버 샘플링 없이 입력 벡터 길이 9 및 출력 벡터 길이 16 의 1 개 은닉층을 갖는 신경망이 신경망 출력에 연결된 bit APP 변환 블록과 조건부 평균값 계산 블록을 이용하여 충분한 성능의 비선형 채널 등화와 함께 충분한 성능의 비트 사후 확률 벡터를 생성할 수 있음을 보였다.

추후 DVB-S2X 의 BICM 부호화기와 복호화기를 사용하여, 본 논문에서 제안된 신경망이 기존의 등화기에 비해 정보 비트의 오류율에 얼마나 큰 개선을 줄 수 있는지 연구가 필요하다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2022-0-00024, 민군 공유주파수 환경기반 적응형 간섭 저감기술 개발)

### 참고 문헌

- [1] T. O'Shea and J. Hoydis, "An introduction to deep learning for the physical layer," *IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw.*, vol. 3, no. 4, pp. 563–575, Dec. 2017.
- [2] O. Sholev, H. H. Permuter, et al., "Neural network MIMO detection for coded wireless communication with impairments," in *Proc. 2020 IEEE Wireless Commun. Netw. Conf. (WCNC)*, May. 25–28, 2020, pp. 1–8.
- [3] M. Schaedler, S. Calabrò, F. Pittalà, et al., "Neural network-based soft-demapping for nonlinear channels," in *Proc. 2020 OSA Optical Fiber Commun. Conf. (OFC)*, San Diego, CA, USA, Mar. 8–12, 2020, pp. 1–8.