

딥러닝을 활용한 변조 방식 분류 기법 연구

정민재, 김민석, 박경미, 권헌용, 김형석, 설권, 김정창
한국해양대학교

imj991209@g.kmou.ac.kr, imwho123@g.kmou.ac.kr, kja179@g.kmou.ac.kr,
rnjsgjsdyd1@g.kmou.ac.kr, hskim19@g.kmou.ac.kr, kwon96@g.kmou.ac.kr, jchkim@kmou.ac.kr

A Study on the Classification of Modulation Scheme Using Deep-Learning

MinJae Jung, MinSeok Kim, GyeongMe Park, HeonYong Kwon, HyeongSeok Kim,
Kwon Seol, JeongChang Kim
Korea Maritime and Ocean University.

요 약

본 논문은 송신기가 사용하는 변조 방식을 수신기가 알지 못하는 상황에서 매트랩 기반의 딥러닝 모델을 통하여 적절한 변조 방식을 추정해내는 시스템을 구현한다. 이 때, 기존에 흔히 알려진 균일 성상(uniform constellation)을 가진 변조 방식 뿐만 아니라 비균일 성상(non-uniform constellation: NUC)을 가진 변조 방식 또한 시스템에 적용해서 딥러닝 프로그램을 구현하는 것을 목표로 한다.

I. 서 론

무선 통신(wireless communication)에서 송신 및 수신하고자 하는 정보에 따라 수신기는 송신기가 사용하는 변조 방식에 맞추어 복조해야 한다. 그러므로 어떠한 변조 방식(modulation scheme)을 선택하여 사용하는지는 필수적인 고려요소이다. 일반적인 디지털 통신 시스템에서는 송신 신호에 대한 변조 방식을 수신부에서 알고 있다고 가정하지만 [1] 본 연구에서는 송신기가 사용하는 변조 방식을 수신기가 알지 못하는 상황에서 적절한 변조 방식을 추정해내는 매트랩(MATLAB) 기반의 딥러닝(deep learning) 모델을 구성하고 성능을 확인한다. 효과적인 변조 방식 분류를 위해 다른 딥러닝 기법에 비해 강력한 예측 성능을 가지는 [2] 딥러닝 모델 중 하나인 CNN(convolutional neural networks)을 사용하여 학습 데이터들을 학습시키고 정확도를 판단한다. 학습시킨 모델은 균일 성상(uniform constellation)을 가지는 BPSK(binary phase shift keying), QPSK(quadrature phase shift keying), PAM4(pulse amplitude modulation 4-level), 8-PSK(8 phase shift keying), 16-QAM(quadrature amplitude modulation), 64-QAM 뿐만 아니라 비균일 성상(non-uniform constellation: NUC)을 가지는 16NUC, 64NUC, 256NUC 도 포함하여 분류한다.

II. 본론

본 논문에서는 기존의 변조 방식인 BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM, PAM4 뿐만 아니라 NUC 인 16NUC, 64NUC, 256NUC 를 분류할 수 있도록

매트랩(MATLAB)을 이용하여 프로그램을 설계하였다. 훈련을 위한 데이터로서 각 변조 방식 당 60,000 개의 프레임 생성을 기본으로 하여 데이터셋을 구성하였으며, 위의 데이터셋의 80%는 훈련용, 10%는 검증용, 10%는 테스트용으로 사용한다. 여기에 세가지 채널 왜곡(AWGN, Rician 다중경로 페이딩, 중심 주파수 오프셋과 샘플링 시간 변동을 유발하는 클록 오프셋)을 적용하여 각 프레임(frame)을 채널에 통과시켜 인위적으로 수신신호에 왜곡을 주는 과정을 거친다.

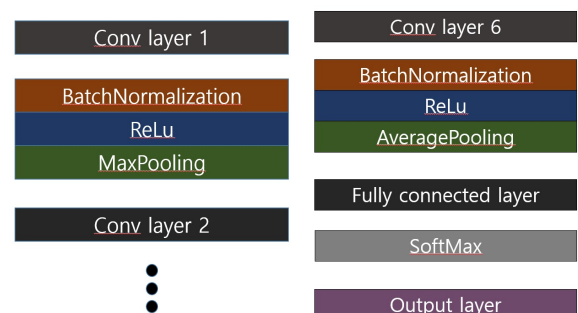


그림 1. CNN layer 구조

위의 과정을 바탕으로 생성된 프레임을 CNN 을 기반으로 훈련시켰으며, 본 논문에서는 그림 1 과 같이 6 개의 컨벌루션 계층과 1 개의 완전 연결 계층으로 구성된 CNN 을 사용하였다. 또한, 마지막 계층을 제외한 각 컨벌루션 계층 뒤에 배치 정규화 계층, ReLu 활성화

계층 및 최댓값 풀링 계층을 배치하였다. 마지막 컨볼루션 계층에서 최댓값 계층은 평균값 풀링 계층으로 대체하였고, 출력 계층에는 소프트맥스 활성화 계층을 배치하였다. 위의 프레임과 CNN 을 기반으로 훈련을 시작하고, 테스트 프레임에 대한 분류 정확도를 구해 훈련된 신경망을 평가한다.

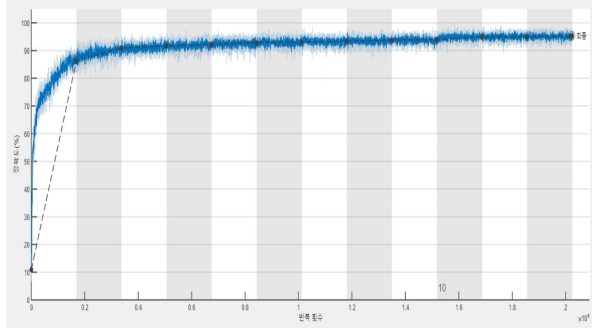


그림 2. CNN 기반 훈련 결과

그림 2 는 앞서 설명한 CNN 을 기반으로 각 프레임에 대해 훈련된 결과를 나타낸다. 위의 결과를 통해서 12 회의 epoch 만에 약 95.28%의 정확도로 수렴하는 것을 확인했다.

		Confusion Matrix for Test Data											
실제 클래스	16NUC	5753	66	26	76	79						95.9%	4.1%
	16QAM	70	5430	6	35	452	6				1	90.5%	9.5%
	256NUC	25	6	5550	367	51					1	92.5%	7.5%
	64NUC	83	13	426	5368	110						89.5%	10.5%
	64QAM	98	358	33	81	5430						90.5%	9.5%
	8PSK		4				5960				36	99.3%	0.7%
	BPSK							6000				100.0%	
	PAM4	1		2	1				5996			99.9%	0.1%
	QPSK		2	1		35				5962		99.4%	0.6%
		16NUC	16QAM	256NUC	64NUC	64QAM	8PSK	BPSK	PAM4	QPSK			

그림 3. 훈련된 CNN 으로 변조 방식 분류를 테스트한 결과

그림 3 은 6000 개의 테스트 프레임에 대한 오류를 시각적으로 나타내기 위한 혼동행렬로서 각각의 변조 방식 당 오류를 보여준다. 위의 결과를 통해서 기준 방식인 uniform constellation 중 PSK 계열과 PAM4 는 거의 오류없이 분류한다는 것을 확인했다.

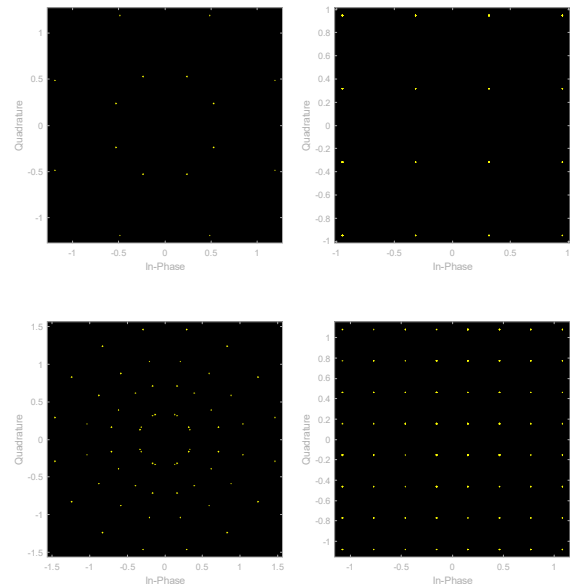


그림 4. 왼쪽 상단부터 시계방향으로 16NUC, 16QAM, 64QAM, 64NUC 의 성상

그림 4 를 통해서 NUC 의 성상이 정형화되지 않은 것과 QAM 과 NUC 의 형태가 다른 변조방식에 비해 유사하다는 것을 확인하였다. 이와 같은 이유 때문에 QAM 과 NUC 를 바르게 분류하지 못하는 경우가 비교적 많았다.

III. 결론

본 논문에서는 매트랩 기반 딥러닝을 통한 변조방식 분류 기법에 대해 서술하였고, uniform constellation 을 가진 변조 방식 뿐만 아니라 NUC 의 변조 방식 역시 분류 할 수 있는 시스템을 만들고자 하였다. 실험 결과로부터 uniform constellation 을 가진 변조 방식인 BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM, PAM4 와 NUC 를 가진 변조 방식인 16NUC, 64NUC, 256NUC 를 분류해내는 시스템을 구현해냈다. 실험 결과 NUC 와 QAM 사이의 구분이 쉽지 않음을 알 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 3 단계 산학협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] Davies R. W." The Data Encryption standard in perspective,"Computer Security and the Data Encryption Standard, pp. 129-132. 이정환, 김재겸, 김병도, 윤동원, 최준원.(2018).페이딩 환경에서의 딥러닝 기반 고성능 자동 변조분류 기법.한국정보기술학회논문지,16(1),1-10.
- [2] Miles E. Smid, "From DES to AES," 2000, (<http://www.nist.gov/aes>). 김승환, 문창배, 김재우, 김동성.(2021).확장된 프레임을 적용한 딥러닝 기반 자동 변조 분류 설계.한국통신학회논문지,46(8),1227-1236.