

딥러닝을 이용한 블라인드 스크램블러 인식

윤용종¹, 홍석진¹, 채명호², 이창훈², 정의림^{1*}

¹국립한밭대학교 인공지능학과, ²국방과학연구소

*erjeong@hanbat.ac.kr

Blind Recognition of Scrambler Using Deep Learning

Yun Woong Jong¹, Hong Seck jin¹, Chae Myoung Ho², Lee Chang Hoon², Jeong Eui Rim^{1*}

¹Hanbat National University, ²ADD

요약

본 논문은 송신신호에 대한 정보가 없는 상황에서 블라인드 스크램블러 인식을 위한 딥러닝 기술을 제안한다. 군 작전 시에 상대방 통신 신호를 탈취하는 것은 매우 중요하며 이를 위해서는 상대방이 사용하는 통신 기술을 인식하는 것이 필요하다. 본 연구는 통신 기술 중 스크램블러 인식 기술을 다룬다. 구체적으로 IEEE 802.11 스크램블러, CCITT V.33 스크램블러, 그리고 스크램블러를 사용하지 않는 세 종류를 인식할 수 있는 딥러닝 기술을 제안한다. 제안하는 딥러닝의 입력신호는 무작위 메시지가 채널코딩, 인터리버, 스크램블러 모두 통과한 최종 신호이며, 이 신호를 입력으로 스크램블러 종류를 인식한다. 모의실험 결과 메시지의 0과 1의 비율이 5:5인 경우 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN)과 심층 신경망(Deep neural network, DNN)의 정확도가 약 50%이고, 3:7 비율의 경우 80% 이상의 높은 정확도를 보인다. 따라서 제안된 모델은 메시지의 0과 1의 비율에 따라 성능이 영향을 받는 것을 알 수 있고 메시지에 0과 1의 비율에 차이가 클수록 인식 성능이 향상된다.

I. 서론

군 작전 시에 상대방의 통신 신호를 탈취해 필요한 정보를 확인하는 것은 매우 중요하며 이를 위해서는 상대방이 사용하는 무선 통신 신호를 분석해 통신 기술을 인식하는 것이 필요하다. 구체적으로, 상대방의 메시지를 해독하기 위해서는 소스코딩, 채널코딩, 인터리버, 스크램블러와 같은 통신 기술을 인식해야 한다. 통신 기술을 인식하는 연구는 오랫동안 연구되었던 분야이다. 그러나 제한적인 조건에서만 동작이 가능하여 실용성이 부족했다. 최근에는 딥러닝 기술을 사용하여 우수한 인식 정확도를 보이는 논문들이 발표되고 있다[1-2]. 이 연구에서는 채널코딩, 인터리버를 인식하는 연구를 수행하였다. 통신 기술 중 스크램블러 인식은 규칙 기반 알고리즘적 접근이 어려워 관련 연구를 찾아보기 어려우며 인공지능을 적용한 기술 역시 찾기 어려웠다. 본 연구에서는 스크램블러 인식 기술을 다룬다.

본 논문은 송신신호에 대한 정보가 없는 상황에서 스크램블러를 추정하기 위한 딥러닝 모델을 제안한다. 구체적으로 물리 계층에서 주로 사용하는 IEEE 802.11 스크램블러, 디지털 통신에서 사용되는 CCITT V.33 스크램블러, 그리고 스크램블러를 사용하지 않는 세 종류의 스크램블러를 인식할 수 있는 기술을 제안한다. 그림 1에서 복조된 신호를 입력으로 제안하는 스크램블러 인식기법이 동작하는데 복조는 완벽하게 이루어졌다고 가정한다. 즉, 제안하는 딥러닝의 입력신호는 무작위 메시지가 채널코딩, 인터리버, 스크램블러 모두 통과한 최종 신호이며, 이 신호를 입력으로 스크램블러 종류를 인식한다. 모의실험 결과 0과 1의 비율이 5:5인 경우 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN)의 정확도는 약 50%이며, 심층 신경망(Deep neural network, DNN)의 정확도는 49%의 정확도를 보인다. 하지만 0과 1의 비율이 조금 틀어진 46:54만 되어도 정확도는 70% 이상까지 올라간다. 따라서 제안된 모델은 메시지의 0과 1의 비율에 따라 성능이 민감하게 영향을 받는 것을 알 수 있으며 메시지에 0과

1의 비율에 차이가 클수록 인식 성능이 향상된다.

II. 시스템 모델

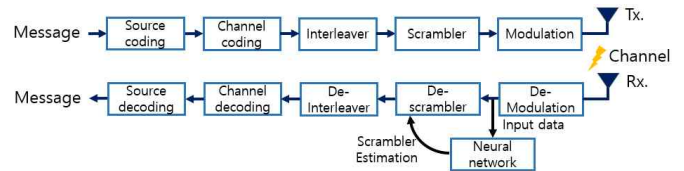


그림 1 시스템 모델 블록도

그림 1은 전체 시스템 모델의 블록도이다. 메시지는 소스코딩 과정을 거쳐 압축된다. 소스코딩 과정에서 실제 메시지는 주로 음성, 이미지, 또는 비디오와 같은 다양한 형태의 신호이며 소스코딩을 거쳐 압축된다. 소스코딩을 거친 메시지는 채널코딩을 사용해 데이터에 페리티가 추가된다. 추가된 페리티는 에러 정정을 위해 사용되며, 길쌈 코딩 계열과 블록 코딩 계열로 구분된다. 채널 코딩된 데이터는 이후 인터리버를 거친다. 이는 데이터의 순서를 섞어 연속적인 에러가 분산되도록 하기 위함이다. 인터리빙된 데이터는 스크램블러와 변조 단계를 거친다. 이후 송신신호는 무선 채널 통해 감청기에 수신된다. 본 연구에서는 복조가 완벽하게 수행되었다고 가정하며 수신기에서 복조된 데이터를 입력으로 딥러닝 모델을 사용해 스크램블러 종류를 인식하는 것이 본 연구의 목표이다.

III. 딥러닝 기반 스크램블러 인식 방법

제안하는 딥러닝은 무작위 메시지가 채널코딩, 인터리버, 스크램블러를 모두 통과한 최종 출력 신호만을 이용하여, 스크램블러 종류를 인식한다. 채널코딩은 길쌈 부호 두 종류와 리드-솔로몬 부호, 채널코딩을 사용하지 않는 네 종류를 고려한다. 인터리버는 길쌈 인터리버와 블록 인터리버, 인

터리버를 사용하지 않는 세 종류를 고려한다. 스크램블러는 IEEE 802.11 스크램블러, CCITT V.33 스크램블러, 그리고 스크램블러를 사용하지 않는 세 종류를 고려한다. 본 연구에서 사용한 IEEE 802.11 스크램블러는 7비트 레지스터를 사용하며 4번째와 7번째 비트를 배타적 논리합 (Exclusive OR, XOR) 연산하여 새로운 비트를 생성하며, 레지스터를 이동시키면서 반복하는 구조이다. CCITT V.33 스크램블러는 디지털 통신에서 사용되는 표준 인터페이스로 20비트 시프트 레지스터를 이용하여 XOR 연산하는 스크램블러 방식이다. 본 연구에서는 복조가 완벽하게 되었다고 가정하여 이 신호를 입력으로 스크램블러 종류를 인식한다. 채널 코딩, 인터리빙, 스크램블링 조합으로 총 36가지가 만들어지며 데이터를 생성할 때마다 0과 1의 비율을 30:70부터 50:50까지 무작위로 설정한다. 생성한 데이터는 총 792,000개의 훈련 데이터와 396,000개의 검증 데이터로 구성되며 테스트 데이터는 30:70부터 50:50까지 0과 1의 비율을 2% 단위로 총 11세트의 테스트 데이터를 생성하여 모의실험을 진행한다. 본 논문에서 제안하는 인공지능 모델 및 하이퍼파라미터는 표 1과 같다.

표 1 스크램블러 추정 인공지능 모델 및 하이퍼파라미터

		Proposed CNN	Proposed DNN
Neural Network		64 32 16 16	256 256 256 256 256
Hyperparameter	Epochs	10	10
	Params.	2,091,539	791,555
	Optimizer	Adam	
	Loss Function	Categorical-Crossentropy	
	Activation Function	Conv Layer, DNN Layer -> ReLU FC Layer -> Softmax	
	Batch Size	128	
	Learning Rate	0.001	

IV. 모의실험 결과



그림 2 2D CNN 기반 스크램블러 혼동 행렬

그림 2는 CNN 기반 스크램블러 혼동 행렬이다. 2D CNN은 0과 1의 비율이 5:5일 경우 정확도는 50.79%이고, 3:7 비율의 경우 정확도는 90.26%의 높은 정확도를 보인다.

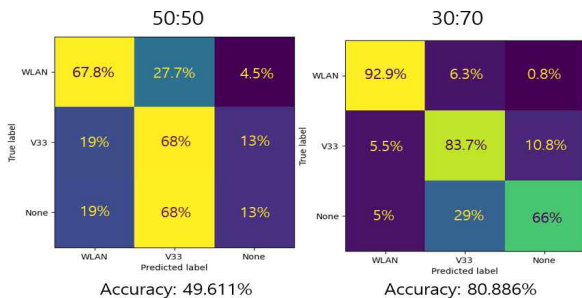


그림 3 1D DNN 기반 스크램블러 혼동 행렬

그림 3은 DNN 기반 스크램블러 혼동 행렬이다. 1D DNN은 0과 1의 비율이 5:5일 경우 정확도는 CNN보다 낮은 49.61%이고, 3:7 비율의 경우에도 정확도는 80.87%로 CNN보다 10% 낮은 정확도를 보인다. 즉, 메시지의 0과 1의 비율이 다를 때 2D CNN이 1D DNN에 비해 훨씬 우수한 것을 알 수 있다.

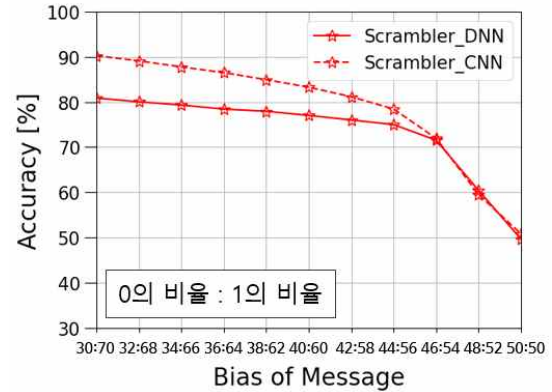


그림 4 바이어스별 스크램블러 인식 정확도

그림 4는 다양한 바이어스 별 스크램블러 인식 정확도 그래프이다. 메시지의 0과 1의 비율이 3:7부터 5:5까지 모든 영역에서 CNN의 정확도가 DNN보다 우수한 것을 알 수 있다. 특히 0과 1의 편차가 클수록 정확도는 높아지는 것을 볼 수 있으며, 그 비율이 46:54에서부터 급격하게 향상되는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 결과로부터 제안하는 기술은 메시지의 0과 1의 비율에 따라서 민감하게 영향을 받는 것을 알 수 있고 이 비율의 편차가 클수록 인식 성능이 향상된다.

V. 결론

본 연구에서는 송신신호에 대한 정보가 없는 상황에서 스크램블러 인식을 위한 딥러닝 기술을 제안하였다. 메시지의 0과 1의 비율이 5:5인 경우 CNN과 DNN의 정확도가 약 50%이고, 3:7 비율의 경우 80% 이상의 높은 정확도를 보였다. 특히, 0과 1의 비율에 조금만 편차가 생겨도 높은 인식 정확도를 보인다. 본 연구에서 제안된 블라인드 스크램블러 인식 방법은 전시에 상대방 메시지를 탈취하는 데 중요한 역할을 할 것으로 기대된다. 또한 아군이 무선통신을 수행할 때는 메시지의 0과 1의 비율이 5:5가 되도록 설계하는 것이 보안을 위해 중요하다는 것도 알 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 방위사업청의 재원으로 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (311JJ5-912967201)

참고 문헌

- [1] B. Shen, C. Huang, W. Xu, T. Yang, and S. Cui, "Blind Channel Codes Recognition via Deep Learning," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 39, no. 8, pp. 2421-2433, Aug. 2021.
- [2] W. Zhang, B. Shen, and C. Huang, "Deep Learning for Blind Detection of Interleaver and Scrambler," 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Xiamen, China, 2021, pp. 811-816.