

# 블라인드 상황에서 합성곱 신경망 기반 채널코딩 및 인터리빙 인식

이재현<sup>1</sup>, 홍석진<sup>1</sup>, 윤웅종<sup>1</sup>, 채명호<sup>2</sup>, 이창훈<sup>2</sup>, 정의림<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>국립한밭대학교 인공지능학과, <sup>2</sup>국방과학연구소

\*erjeong@hanbat.ac.kr

## Channel coding and Interleaving recognition based on Convolutional Neural Networks in blind situations

Lee Jae Hyeon<sup>1</sup>, Hong Seok Jin<sup>1</sup>, Yun Woong Jong<sup>1</sup>, Chae Myoung Ho<sup>2</sup>,

Lee Chang Hoon<sup>2</sup>, Jeong Eui Rim<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Hanbat National University, <sup>2</sup>ADD

### 요약

본 논문에서는 블라인드 상황에서 채널 코딩과 인터리빙 종류를 인식하기 위한 두 가지의 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 모델을 제안한다. 전술 통신에서 상대방의 신호를 감청하는 것은 작전의 중요한 역할을 하여 채널 코딩 및 인터리빙 종류를 블라인드로 인식할 필요가 있다. 이를 통해 상대방의 작전과 의도를 파악하고 행동을 예측할 수 있어 군사적 상황에서 우위를 차지할 수 있다. 따라서 합성곱 신경망(CNN)을 기반으로 두 가지 컨볼루션 코드(CC)와 리드 솔로몬(RS) 코드를 인식하는 채널 코딩 인식 모델과 행렬 인터리빙과 인터리빙이 없는 경우를 인식하는 인터리빙 인식 모델을 제안한다. 모의실험 결과, 제안하는 방법은 기존에 잘 알려진 CNN 모델인 VGG와 ResNet과 비교했을 때, 파라미터 수를 줄이면서도 유사한 성능을 보여줌으로써 전술 통신에서 효율적인 구현이 가능하다.

### I. 서론

전술 통신 환경에서는 상대방의 의도와 작전을 파악하여 적절한 대응을 취해야 한다. 그러기 위해선 상대방의 통신을 가로채어 어떤 정보가 송수신되고 어떤 작전이 수행되고 있는지를 알아야 한다. 하지만 상대방의 메시지는 사용하는 채널 코딩 및 인터리빙의 종류를 알지 못하면 해독할 수 없다. 채널 코딩과 인터리빙은 통신에서 필수적으로 사용되기 때문에 메시지를 가로채기 위해서는 종류를 파악하는 것이 중요하다. [1,2] 따라서 채널 코딩 및 인터리빙의 종류를 블라인드로 인식해야 한다. 최근 연구에서는 인공지능을 사용하여 많이 완화된 블라인드 상황에서의 연구가 진행되고 있지만 [3] 채널 코딩과 인터리빙의 종류에 제한을 두거나 스크램블링은 고려하지 않았다. 본 연구에서는 블라인드 상황에서 채널 코딩과 인터리빙을 인식하는 합성곱 신경망(CNN) 모델을 제안한다. 채널 코딩은 두 가지의 CC(131,171)와 RS(255,239)를 인식하며 인터리빙은 블록 인터리빙이 적용된 경우와 인터리빙이 적용되지 않은 경우에 대해 인식한다. 제안하는 모델은 채널 코딩 인식에서 약 66%, 인터리빙 인식의 경우 약 83%의 정확도를 보이며 기존의 VGG와 ResNet과 비교하여 적은 파라미터 수로도 유사한 성능을 보인다.

### II. 송신기 구조

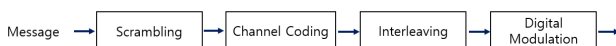


그림 1. 송신기 구조

그림 1은 메시지가 변조될 때까지 거치는 과정을 나타내는 송신기 구조이다. 소스 코딩을 통해 메시지는 오직 0과 1로 구성된 상태가 되며, 디

지털 변조를 진행하기 전 스크램블링, 채널 코딩, 인터리빙 과정을 거친다. 스크램블링은 메시지의 암호화를 주요 목적으로 하며 메시지의 패턴을 무작위로 만들어 수신측에서 동기를 잃지 않도록 한다. 이후 메시지는 채널 코딩을 거치며 오류를 검출하고 정정할 수 있게 해준다. 또한 채널 코딩은 블록코딩 계열과 컨볼루션 코드 계열로 구분된다. 블록 코딩에는 해밍(Hamming)코드, 리드 솔로몬(RS)코드 뿐만 아니라 저밀도 패리티 검사(LDPC)코드 등이 있고, 컨볼루션 코드에는 CC와 함께 터보 코드(CTC)가 있어 순방향 오류제어(FEC)에 포함된다. 본 연구에서는 CC와 RS를 인식 목표로 한다. 그림 2는 CC와 RS의 인코더를 나타낸다.

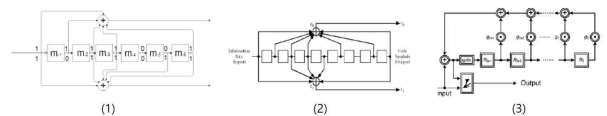


그림 2. (1) 컨볼루션 코드(CC, 133, 171) (2) 컨볼루션 코드(CC, 753, 561) (3) 리드 솔로몬 코드(RS, 255, 239)

채널 코딩 이후에는 인터리빙 과정이 진행된다. 인터리빙은 데이터의 순서를 섞어 연접 에러를 방지하는 목적으로 사용되며 주로 행렬 인터리빙과 컨볼루션 인터리빙이 일반적이다.

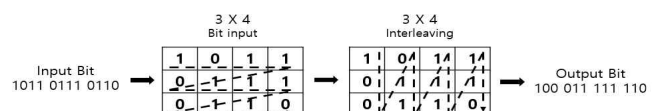


그림 3. 행렬 인터리빙

그림 3은 행렬 인터리빙을 나타낸다. 이는 데이터를 특정 매개변수에 따라 생성된 행렬에 입력한 다음 행과 열을 바꾼다. 본 연구에서는 행렬 인터리빙과 인터리빙이 없는 경우를 인식 목표로 한다.

### III. 시뮬레이션 환경 및 결과

인공지능 학습 및 성능 검증을 위한 입력 데이터 생성은 MATLAB을 사용하며 인공지능 모델 훈련은 Tensorflow를 사용한다. 채널 코딩은 CC(133,171), CC(753,561), RS(255,239)일 때, 인터리빙은 행렬 인터리빙(17,15)과 인터리빙이 없는 경우를 가정한다. 스크램블링에 대해서는 WL AN(802.11), CCITT v.33, 스크램블링이 없는 경우에 대해 가정한다. 세 가지 채널 코딩, 두 가지 인터리빙, 세 가지 스크램블링의 18가지 경우를 조합하여 데이터를 생성하는 데 훈련 데이터는 각 경우에 대해 30,000개, 검증 및 테스트 데이터는 10,000개씩 생성하여 총 540,000개의 훈련 데이터와 180,000개의 검증, 테스트 데이터를 생성한다. 데이터를 생성할 때 마다 0과 1의 비율이 1:1이 되도록 무작위 메시지가 생성된다.

Value	Channel Coding			Interleaving		
Neural Network	VGG	ResNet	Proposed CNN	VGG	ResNet	Proposed CNN
	VGG-16	ResNet-34	Conv2D 64 64	VGG-16	ResNet-34	Conv2D 64 32 16 16
Epochs	20	10	10	20	10	10
Num. of Params.	50,390,211	12,523,587	821,443	50,389,186	12,522,566	222,403
Optimizer	Adam					
Batch size	128					

표 1 파라미터 개수와 모델 네트워크 구조

표 1은 채널코딩과 인터리빙의 신경망에 대한 모델 네트워크와 파라미터 수를 나타낸다. 채널 코딩과 인터리빙을 인식하기 위해 제안하는 인공지능 모델은 합성곱 신경망(CNN) 모델이며 비교를 위해 VGG-16과 ResNet-34 모델을 사용한다. 제안하는 CNN 모델의 채널 코딩 인식 네트워크 구조는 총 2개의 합성곱 신경망 계층으로 이루어져 있으며 필터 크기는 3 x 3, 깊이는 64, 64이다. 인터리빙 인식 네트워크 구조의 경우 필터 크기는 동일하며 깊이는 64, 32, 16, 16이다. 모두 손실 함수로 Categorical Cross-Entropy를 사용하고 학습률은 0.001이다. 옵티마이저는 Adam, 배치 사이즈는 128로 학습한다.

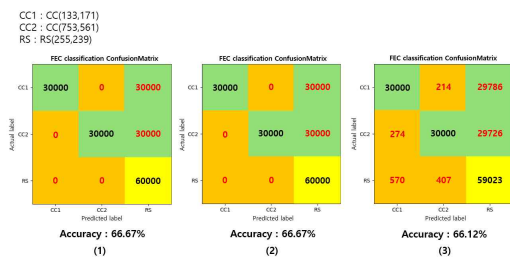


그림 4. 채널 코딩 인식 결과

(1) VGG-16 (2) ResNet-34 (3) Proposed CNN

그림 4는 테스트 데이터를 사용하여 채널 코딩 인식 모델을 평가한 결과이며 세 모델 모두 평균 66%의 정확도를 보인다. 또한 RS를 인식하는 정확도에서는 거의 100%에 가까운 정확도를 보인다. 기존의 모델과 비교해 0.5%의 정확도 차이를 보이지만 1/61, 1/15 정도의 파라미터 수를 가지고 있어 연산량을 줄일 수 있다.

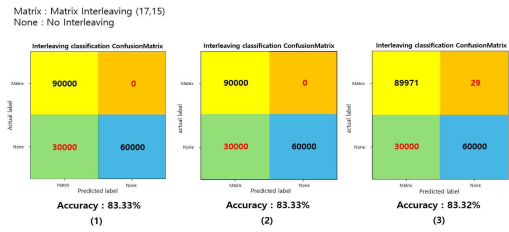


그림 5. 인터리빙 인식 결과

(1) VGG-16 (2) ResNet-34 (3) Proposed CNN

그림 5는 테스트 데이터를 사용하여 인터리빙 인식 모델을 평가한 결과를 보여준다. 세 모델에서 약 83%의 평균 정확도를 보이며 인터리빙이 적용되었을 경우 모두 100%에 가까운 확률로 인터리빙을 인식한다. 제안한 모델은 기존의 모델보다 파라미터 수가 약 1/228, 1/56 수준이지만 정확도 차이가 거의 없다.

### V. 결론

본 논문에서는 블라인드 상황에서 일반적인 채널 코딩 및 인터리빙 종류를 인식하기 위한 합성곱 신경망(CNN) 모델을 제안하였다. 채널 코딩 인식 모델은 2가지의 CC와 RS로 인코딩된 메시지를 인식한다. 3가지를 무작위로 선택했을 때 맞출 확률은 33.3%지만 시뮬레이션 결과 제안하는 모델은 약 66%의 정확도를 보였다. 인터리빙 인식 모델은 행렬 인터리빙과 인터리빙이 없는 경우를 인식하고 무작위로 선택할 시 50%의 정확도를 보이지만 제안한 모델의 경우 약 83%의 정확도를 보였다. 제안한 CNN 모델은 VGG와 ResNet보다 파라미터 수가 채널 코딩 인식에서 채널 코딩에서 약 1/61과 1/15, 인터리빙 인식에서 1/228, 1/56 수준임에도 비슷한 성능을 보였다. 또한 기존의 제한된 블라인드 상황과 다르게 채널 코딩과 인터리빙, 스크램블링의 종류를 고려하고 완전한 블라인드 상황에서 인식을 진행했다. 이후 추가 연구를 통해 메시지의 0과 1의 비율이 다를 때의 변화를 확인하고 보다 다양한 방법으로 성능을 검증할 예정이다.

### ACKNOWLEDGMENT

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

### 참고 문헌

[1] M. Luby, L. Vicisano, J. Gemell, L. Rizzo, M. Handley, & J. Crowcroft, "Forward error correction (FEC) building block," no. rfc3452, Dec. 2002

[2] G. Tzimpragos, C. Kachris, I. B. Djordjevic, M. Cvijetic, D. Soudris & I. Tomkos, "A survey on FEC codes for 100 G and beyond optical networks," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 18(1), pp. 209-221, Oct. 2014

[3] 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